



# Filtrage d'ordre directionnel adaptatif: application aux autoradiographies de séquences d'A. D. N.

Jean-Louis Vila

## ► To cite this version:

Jean-Louis Vila. Filtrage d'ordre directionnel adaptatif: application aux autoradiographies de séquences d'A. D. N.. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université de Savoie, 1995. Français. NNT: . tel-01216281

**HAL Id: tel-01216281**

**<https://theses.hal.science/tel-01216281>**

Submitted on 15 Oct 2015

**HAL** is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Distributed under a Creative Commons Attribution - NonCommercial - NoDerivatives| 4.0 International License

THESE

*présentée à*

L'UNIVERSITE DE SAVOIE

*pour obtenir*

*le titre de* DOCTEUR

*Spécialité: Electronique - Electrotechnique - Automatique*

*par*

Jean-Louis VILA

FILTRAGE D'ORDRE DIRECTIONNEL ADAPTATIF:  
APPLICATION AUX AUTORADIOGRAPHIES DE  
SEQUENCES D'A.D.N.

*Soutenue le 17 Février 1995 devant la Commission d'Examen*

Président:        **B.    ZAVIDOVIQUE**

Rapporteurs:    **A.    CHEHIKIAN**  
                      **P.    ZAMPERONI**

Examineurs:    **Ph. BOLON**  
                      **M.    GAZEAU**

*Je dédie cette thèse*

*aux professeurs qui m'ont transmis le Savoir,*

*à ma famille et plus particulièrement à ceux qui ne verront pas ce travail,*

*à mes parents qui m'ont soutenu et permis de poursuivre des études approfondies,*

*à Séverine qui m'accompagne dans la construction de mon avenir . . .*

*“Rappelez-vous bien qu'il n'existe rien de constant si ce n'est le changement”*

*Bouddha*

# REMERCIEMENTS

---

*“Qu’il est bien difficile d’écrire ces quelques lignes” J.L. Vila*

*L’ensemble des travaux présentés ou non dans ce mémoire ont été effectués au Laboratoire d’Automatique et de MicroInformatique Industrielle (L.A.M.I.I.) de l’Ecole Supérieure d’Ingénieurs d’Annecy (E.S.I.A.) à l’Université de Savoie.*

*Tout d’abord, je tiens à rendre hommage à Monsieur Armand Laurent, passionné de Sciences mais aussi de Lettres, qui m’a apporté son soutien et son aide dans la rédaction du présent travail.*

*Merci à Messieurs P. ZAMPERONI, Directeur de Recherche au Technische Universität de Braunschweig (Allemagne), et A. CHEHIKIAN, Professeur à l’Université Joseph Fourier de Grenoble, d’avoir accepté et assumé la tâche de rapporteur de façon constructive.*

*Merci à Messieurs B. ZAVIDOVIQUE, Professeur à l’Université Paris XI d’Orsay, et M. GAZEAU, Président de la société Genomic, d’avoir participé positivement au jury de thèse.*

*Dans la Science, les choses les plus spectaculaires n’émanent pas forcément des travaux les plus compliqués. Loin des effets de manche, la compréhension et la maîtrise des résultats est un labeur plus obscur. Elles demandent rigueur, opiniâtreté et humilité de la part des chercheurs. Je remercie Philippe BOLON, Professeur à l’Université de Savoie, pour m’avoir enseigné ces vertus durant toutes ces années. Je le respecte pour avoir respecté ma liberté de recherche.*

*Les climatologues ne pourront jamais décrire l’atmosphère d’un laboratoire et moi non plus d’ailleurs! Tout ce que je peux dire c’est qu’elle est fortement corrélée aux caractères des personnes. Dans ce cas précis, le chef de file est, sans conteste, Laurent FOULLOY, directeur du LAMII, avec qui, il est possible de parler de tout avec légèreté mais aussi de rien avec sérieux.*

*Et puis, il y a tous les autres, ceux qui resteront anonymes dans cette page mais qui, tout au long du chemin, m’ont fourni les dés de la clémence, je leurs rends simplement hommage :-).*



# ***INTRODUCTION***

---

Comment d'une "simple" cellule arrive-t-on à des organismes vivants aussi différents que la bactérie et l'être humain ? Qu'est ce qui caractérise un organisme vivant ?

Ces questions ont trouvé des réponses dans les progrès extraordinaires de la biologie moléculaire durant les cinquante dernières années. Comprendre les mécanismes fondamentaux, telle a été l'opportunité proposée par la découverte de la structure de l'A.D.N (Acide **Dé**oxyribo**Nuclé**ique) et de son rôle de support de l'information génétique. La molécule d'ADN, composante essentielle de toute cellule vivante, renferme un code qui détermine toutes structures et toutes activités des êtres vivants par le biais de la séquence des acides aminés des protéines. Par vulgarisation, ce code est assimilé à un "code-barre" des matières vivantes.

L'impact de cette découverte en biologie est comparable à la révolution déclenchée par les lois de Newton en physique. Aujourd'hui, nous savons comment les gènes, segments des molécules d'ADN, déterminent et transmettent à leur "descendance" les caractéristiques de chaque organisme et comment ils commandent la fabrication des protéines, éléments constitutifs des êtres vivants.

Cette seconde moitié du XX<sup>e</sup> siècle a vu une avalanche de découvertes fondamentales: l'élucidation de la structure en double hélice de la molécule d'ADN, la découverte de l'A.R.N. (Acide **Ri**bo**Nuclé**ique) messenger, le déchiffrement du code génétique... Ces travaux n'ont marqué qu'une première phase et certains prédisaient même un ralentissement de la découverte pour les années 1965-1970. En fait, l'étude approfondie de systèmes biologiques de plus en plus complexes n'a cessé de progresser grâce à une impressionnante avancée des méthodes et des techniques. La plus spectaculaire a été sans doute l'avènement du génie génétique, qui a offert aux biologistes une méthode quasi-générale pour isoler et purifier des gènes spécifiques, donc les analyser et les manipuler à des fins cognitives et productives.

Il est apparu très vite nécessaire de développer des outils permettant d'assister et d'aider au mieux le biologiste. Dès lors, l'outil informatique a commencé à pénétrer dans les laboratoires de biologie. Sans les progrès et l'utilisation de l'informatique, certaines étapes nécessaires à l'obtention de la séquence d'ADN seraient si fastidieuses qu'elles freineraient notablement l'avancée des recherches.

Une séquence est traduite par une suite de bandes. C'est l'ordre spécifique des bandes entre elles qui définit la séquence. A l'heure actuelle, deux types de méthodes de lecture de séquences sont rencontrés dans les laboratoires, les deux différant par l'instant où est réalisée l'acquisition de données. La première fait appel à une méthode, dite "temps différé", en réalisant un cliché radiographique de la séquence traitée (autoradiogramme). Le cliché est ensuite lu manuellement ou à l'aide de procédés semi-automatiques (crayon sonore...). La seconde, plus récente, dite "temps réel", permet de lire directement l'ordre d'apparition des bandes. Cette dernière méthode permet d'envisager une automatisation complète du procédé de séquençage. Les termes de méthodes de séquençage "automatiques" ou "semi-automatiques" se distinguent par l'étape de saisie des données selon qu'il y a ou non l'intervention humaine.

Quelle que soit la méthode, le souci majeur est la fiabilité des résultats obtenus. Dans le cas d'un procédé en temps réel, la fiabilité des données est plus directement liée au nombre de fois que la même séquence est analysée. Dans ce dernier cas, l'obtention rapide d'un fragment de séquence nécessite la mise en parallèle de plusieurs machines d'où un frein financier important. Dans le cas des séquenceurs semi-automatiques, la fiabilité est liée directement à l'opérateur et à sa concentration. La méthode semi-automatique présente l'inconvénient de l'intervention humaine, mais elle possède l'avantage de pouvoir effectuer la lecture des

données en temps différé par l'existence de l'autoradiographie. Le séquençage n'est plus le fruit d'un procédé itératif mais de l'expertise de l'opérateur. Cette dernière notion permet de diminuer le nombre de séquençages pour atteindre une fiabilité au moins égale aux autres méthodes.

Afin de diminuer le temps de saisie, les coûts et d'augmenter la fiabilité des résultats, la collaboration entre notre domaine de compétence, le traitement numérique des images, et la biologie moléculaire, nous a conduit dans la voie de la lecture automatique des autoradiographies par des méthodes de vision par ordinateur.

A l'heure actuelle, aucun procédé complet et totalement fiable n'existe sur le marché. Afin de diminuer le taux d'erreur des logiciels existants, le travail de ces dernières années a été d'améliorer la qualité des autoradiographies tout en accélérant le temps de fabrication de celles-ci. L'étude proposée par la société GENOMIC et soutenue par la Région Rhône-Alpes trouve sa justification dans la nécessité d'accroître la fiabilité et la rapidité de la saisie des données en incluant, par l'exploitation de l'image, une certaine expertise afin de s'adapter à diverses situations décrites ci-après.

Du point de vue du traitement numérique des images, les motifs à localiser (bandes) sont modélisés par des structures globalement fines et allongées d'orientation et d'intensité variable. Les méthodes de fabrication et d'acquisition des autoradiographies produisent des images bruitées. La stratégie adoptée, comporte une étape de filtrage afin d'éliminer le plus grand nombre d'artefacts puis une phase d'analyse de l'image pour l'obtention de la séquence de bandes.

En règle générale, dans un contexte industriel, le bon fonctionnement des méthodes d'analyse ou de reconnaissance des formes dans une image est régi par deux contraintes: la rapidité et la simplicité. Ces exigences requièrent des images de très bonne qualité. Dans le cadre des images naturelles (échographie, radiographie X, vues aériennes...), elles sont tributaires du système de fabrication et sont souvent peu contrastées et bruitées. Le préfiltrage est nécessaire afin de réduire les artefacts et de conserver les structures pertinentes, l'expression de ce compromis étant à rattacher à la dépendance existant entre la nature de l'information recherchée indissociable de la nature des traitements.

De par leur facilité d'implémentation et d'étude, les filtres linéaires ont été largement utilisés puis ont été quelque peu supplantés par les filtres non linéaires présentant un meilleur compromis entre la réduction de bruit et la conservation de l'information utile. Parmi ces opérateurs non linéaires, la famille des filtres d'ordre a largement été étudiée dans le domaine du traitement de la parole et de l'image. Les bandes sont des motifs fins qu'il est nécessaire de préserver. Leurs orientations étant variables, nous nous intéressons à des structures de filtrage d'ordre et de traitements directionnels afin de conserver toutes les structures pertinentes.

Le mémoire est organisé en cinq chapitres. Dans le *chapitre 1*, après avoir introduit quelques notions biologiques, nous présenterons la méthode de fabrication des autoradiographies de séquences d'ADN. Ceci nous conduira à une description des caractéristiques rencontrées dans ce type d'image.

Nous proposerons dans le *chapitre 2* des opérateurs susceptibles de répondre au problème d'estimation d'orientation locale et plus particulièrement, le filtre d'ordre directionnel adaptatif.



Les performances de l'estimation d'orientation, pour divers opérateurs directionnels, seront étudiées au cours du *chapitre 3*. D'autres propriétés et performances du filtre directionnel seront analysées dans le *chapitre 4*.

Enfin, une chaîne de traitement des autoradiographies de séquences d'ADN est proposée dans le *chapitre 5*. Les opérateurs utilisés sont dérivés des opérateurs directionnels étudiés au cours des chapitres précédents.

Les autoradiographies de séquences d'ADN nous ont été fournies par la société GENOMIC. La plupart des images naturelles sont issues de la banque de données du CNRS (GdR 134, Traitement du Signal et Image).

# ***CHAPITRE I***

---

## ***CONTEXTE DES TRAVAUX***

Après un bref exposé de quelques notions de biologie, nous nous intéresserons aux différentes méthodes de séquençage de l'ADN et plus particulièrement à la méthode de Sanger qui fournit une image autoradiographique de séquence d'ADN.

Dans un second temps, nous dresserons l'inventaire des caractéristiques de ces autoradiographies de séquence d'ADN afin de justifier le choix des opérateurs de traitement d'image proposés ultérieurement.

## 1 - NOTIONS BIOLOGIQUES

Sans aucun doute, les progrès fondamentaux de la biologie moléculaire sont intimement liés aux découvertes du rôle de la molécule d'ADN en tant que support de l'information génétique par Avery et ses collaborateurs [AVE-44], de sa structure en double hélice et de son processus de réplication par Watson et Crick [WAT-53]. Dans le même temps, de nombreux travaux ont précisé le rôle messager de la molécule d'ARN par laquelle l'information génétique de l'ADN est traduite en protéine.

C'est à partir de ces découvertes, que les biologistes passaient de l'étude des protéines à celle de l'ARN puis à l'ADN plus stable chimiquement. Dans ce qui suit, nous partirons de la structure de l'ADN jusqu'à l'obtention de l'image autoradiographique. La figure I.1 illustre le principe de l'obtention de l'autoradiographie. Les différents points seront décrits ultérieurement.

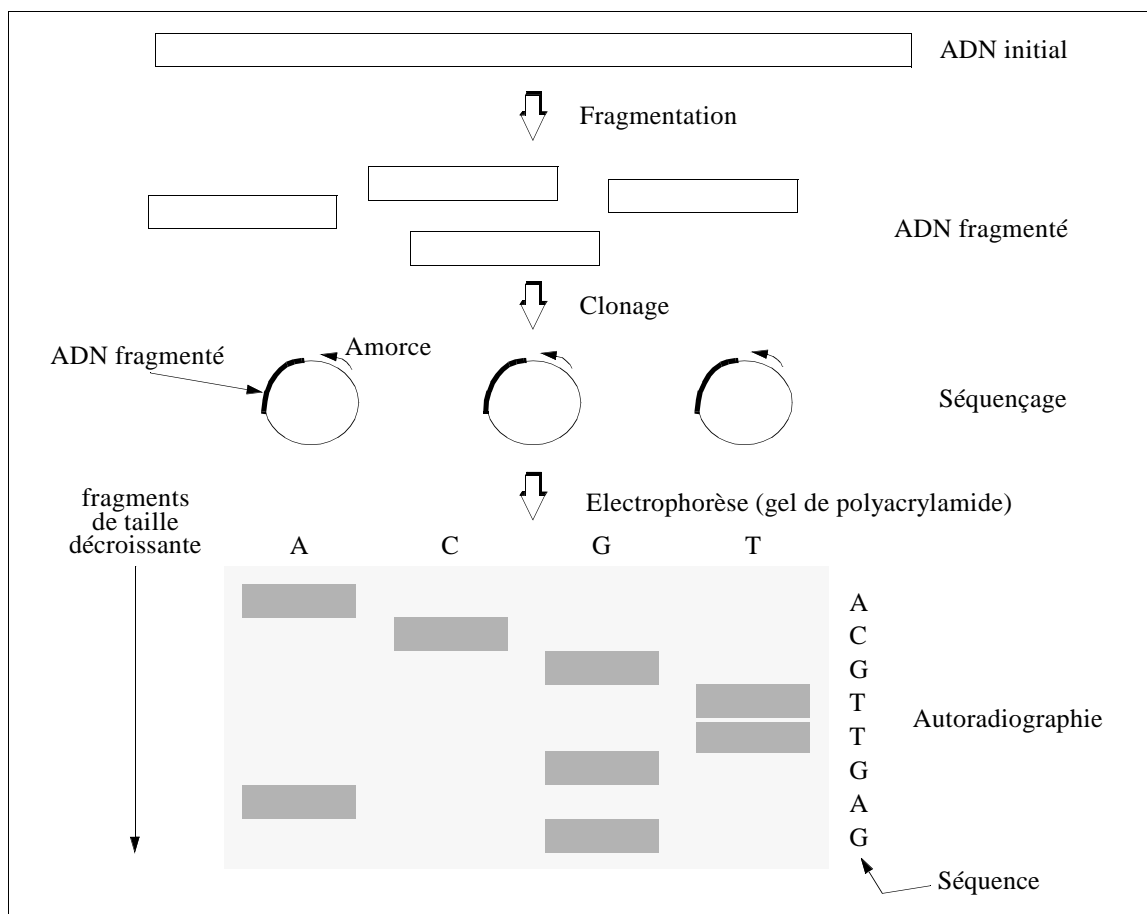


Figure I.1: Schéma de principe de l'obtention de l'autoradiographie

### 1.1 - Structure de l'Acide DésoxyriboNucléique (ADN)

D'après le modèle de Watson et Crick[WAT-53], la molécule d'ADN est une double hélice composée de deux brins enroulés reliés par des segments (figure I.2.a). Les brins sont formés par l'alternance de sucres (S) et de groupes phosphates (P), tandis que les segments sont formés de bases azotées. La réunion d'une base azotée, d'un sucre et d'un groupe phosphate est un *nucléotide*. Il existe quatre bases azotées constituant la molécule d'ADN: l'adénine (A), la thymine (T), la guanine (G) et la cytosine (C).

Watson et Crick ont montré que l'adénine s'associait toujours avec la thymine ainsi que la guanine avec la cytosine, ce qui a donné lieu à la loi de couplage des bases azotées illustrée par la figure I.2.b. Les bases adénine et thymine se trouvent alors en quantité identique ainsi que les bases guanine et cytosine.

Chaque paire de bases azotées A-T ou G-C est réunie par des liaisons hydrogènes. La force de ces liaisons est égale à environ un vingtième de celles des autres liaisons de la molécule. Elles représentent, donc, un "point faible" à chaque segment de la molécule. Dès lors, la molécule peut être sectionnée par son centre en deux parties, mettant à nu les bases azotées. Lors de la réplication de la molécule d'ADN, la double hélice initiale se sépare en deux brins simples complémentaires. Par la loi de couplage et la présence de nucléotides libres portant chacun une base azotée, deux nouvelles double hélices d'ADN sont créées, identiques à la molécule parente.

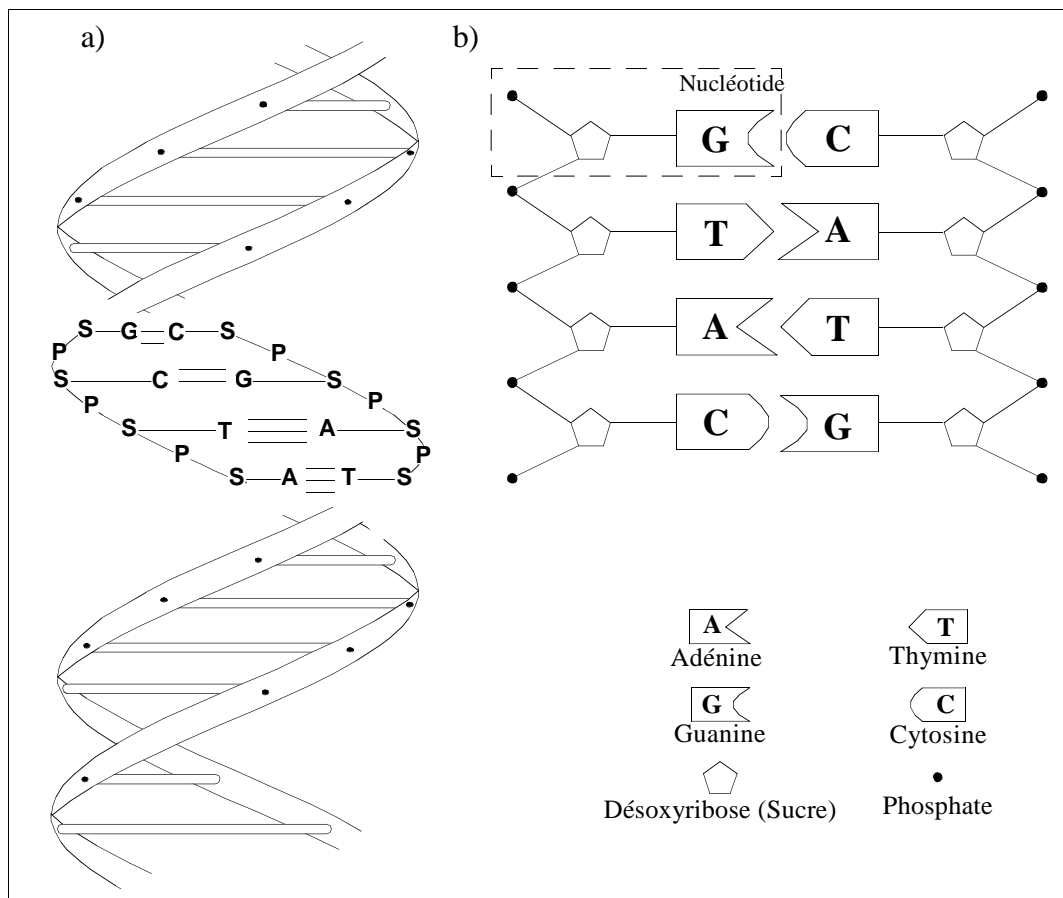


Figure I.2: a) Structure générale de l'ADN suivant le modèle de Watson et Crick, b) Loi de couplage des bases azotées

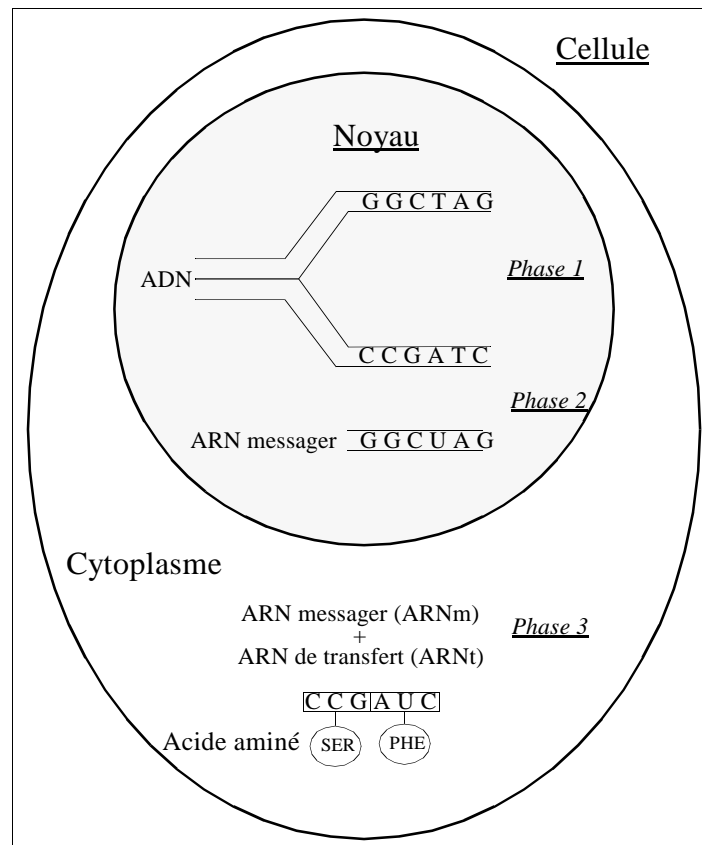
## 1.2 - Structure de l'Acide RiboNucléique (ARN)

L'ARN est un autre constituant de la cellule. Sa structure diffère de celle de l'ADN par quelques points. Généralement, l'ARN est constitué d'une chaîne hélicoïdale unique bâtie d'une répétition de nucléotides (phosphate, sucre et une base azotée). La seconde différence réside dans le type de sucre qui n'est plus le désoxyribose mais le ribose. Enfin, l'ARN contient, aussi, quatre types de bases azotées mais on trouve l'uracile (U) à la place de la thymine. Comme la thymine, l'uracile ne pourra se lier qu'avec l'adénine.

## 1.3 - Le code génétique

Le gène correspond à une séquence de bases azotées représentant sous forme de code la combinaison particulière d'acides aminés dont est constituée la protéine.

L'enchaînement des bases azotées le long de la molécule d'ADN définit ce message codé nécessaire à la synthèse de toutes les protéines d'un organisme. Cependant, l'ADN est localisé dans le noyau d'une cellule alors que les protéines sont synthétisées dans le cytoplasme de la cellule (figure I.3). Ceci implique un mécanisme de transcription associé à un mécanisme de transport de l'information génétique du noyau vers le cytoplasme.



*Figure I.3: Mécanisme de la synthèse des protéines. Phase 1: ouverture de la double hélice; Phase 2: synthèse de la molécule d'ARNm contre la matrice d'ADN; Phase 3: traduction de l'ARNm en séquence acides aminés grâce à l'ARNt.*

Sans entrer dans le détail de la synthèse des protéines, nous pouvons rappeler que dans une première phase, les deux brins de l'ADN se séparent sur une partie de sa longueur. Dans une deuxième phase, les bases de l'ARN se joignent aux bases d'une des branches de l'ADN mises

à découvert. En respectant la loi de couplage des bases azotées, l'ARN polymérase (enzyme) permet la copie des bases de l'ADN afin de former l'ARN messager (ARNm), c'est la phase de *transcription*.

Exemple:

La séquence:

ADN: AAGTGCCGCTAAAGC

se retrouve dans la séquence complémentée:

ARN: UUCACGGCGAUUUCG

L'ARN, ainsi formé, quitte le noyau pour le cytoplasme en transportant une copie du message complémenté de l'ADN. Les deux brins d'ADN se réunissent à nouveau.

Lors de la troisième phase, dans le cytoplasme, le message de l'ARNm est traduit par le ribosome (organite du cytoplasme permettant la synthèse des protéines) avec des ARN de transfert (ARNt). Le code est alors constitué de triplets de bases azotées appelés *codons*. Ceci permet d'écrire  $64 (4^3)$  codons différents sachant qu'il n'existe que 20 acides aminés distincts, c'est la phase de *traduction*.

Exemple:

La séquence:

ARN: UUCACGGCGAUUUCG

se décompose en cinq codons:

UUC, ACG, GCG, AUU, UCG

Le codon correspond à un mot codé servant à désigner un acide aminé. Une table de traduction (tableau I.1) permet l'obtention de l'acide aminé en fonction du codon de la séquence d'ARNm.

Exemple:

Les cinq codons:

UUC, ACG, GCG, AUU, UCG

donnent la séquence protéinique suivante:

Phénylalanine, Thréonine, Alanine, Isoleucine, Sérine

1 <sup>ère</sup> position	2 <sup>ème</sup> position				3 <sup>ème</sup> position
	U	C	A	G	
U	Phénylalanine	Sérine	Tyrosine	Cystéine	U
	Phénylalanine	Sérine	Tyrosine	Cystéine	C
	Leucine	Sérine	Stop	Tryptophane	A
	Leucine	Sérine	Stop	Tryptophane	G
C	Leucine	Proline	Histidine	Arginine	U
	Leucine	Proline	Histidine	Arginine	C
	Leucine	Proline	Glutamine	Arginine	A
	Leucine	Proline	Glutamine	Arginine	G
A	Isoleucine	Thréonine	Asparagine	Sérine	U
	Isoleucine	Thréonine	Asparagine	Sérine	C
	Isoleucine	Thréonine	Lysine	Arginine	A
	Méthionine (ou stop)	Thréonine	Lysine	Arginine	G
G	Valine	Alanine	Acide aspartique	Glycine	U
	Valine	Alanine	Acide aspartique	Glycine	C
	Valine	Alanine	Acide glutamique	Glycine	A
	Valine	Sérine	Acide glutamique	Glycine	G

Tableau I.1: Table de traduction codons/acides aminés

## 2 - SEQUENÇAGE DE L'ADN

Une des méthodes pour étudier le génome consiste, dans un premier temps, en l'isolement du fragment de la molécule d'ADN à étudier, dans un deuxième temps en sa multiplication par clonage pour finalement déterminer sa séquence en bases. L'étape de séquençage est suivie d'une étape d'assemblage des séquences relatives à une même molécule afin de la reconstruire entièrement.

### 2.1 - Isolement et clonage des gènes

La fragmentation de l'ADN est obtenue par l'action d'enzymes de restriction qui coupent la molécule d'ADN de façon spécifique. Ces fragments peuvent contenir quelques centaines à quelques milliers de bases azotées.

Afin d'obtenir une grande quantité du fragment d'ADN à l'état pur (présent en petite quantité dans une cellule), il est nécessaire de pouvoir le multiplier, c'est la phase de clonage. Cette technique est réalisable, car le transfert d'ADN entre différents organismes est possible. La similarité de structure des ADN s'étend aux bactériophages (virus infectant les bactéries) et aux plasmides (petite molécule circulaire d'ADN bactérien). Le fragment ainsi isolé est inséré dans un plasmide (figure I.4).

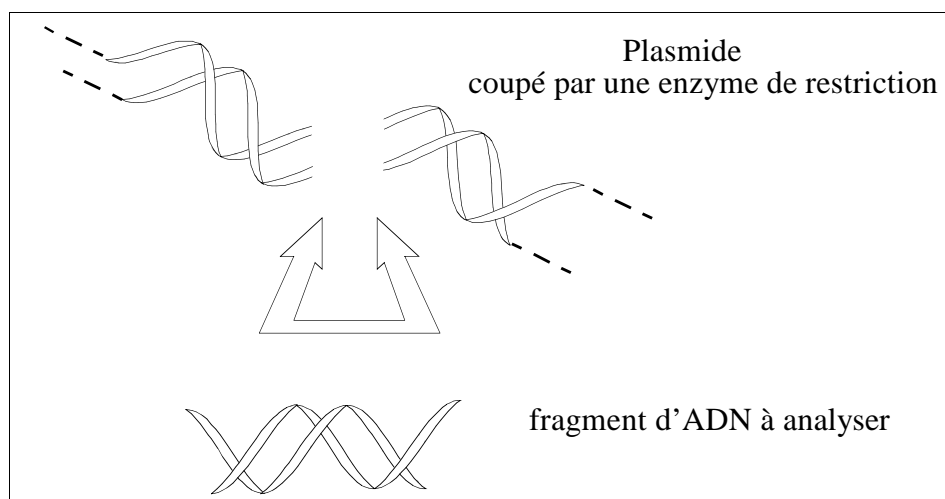


Figure I.4: Insertion d'un fragment D'ADN dans un plasmide hôte

Cette nouvelle molécule hybride est alors introduite dans une bactérie pour y être répliquée. On obtient alors un grand nombre de clones desquels l'ADN à étudier est extrait (utilisation des enzymes de restriction). Il reste à déterminer la séquence des bases azotées en utilisant des techniques de séquençage nucléotidique.

### 2.2 - Séquençage par la méthode de Sanger

A l'heure actuelle deux méthodes de séquençage d'ADN sont devenues des standards en biologie moléculaire, la méthode chimique de Maxam et Gilbert[**MAX-77**] et la méthode biologique de Sanger [**SANG-77**]. Ces deux méthodes supposent deux conditions: la sélection de petits fragments d'ADN et le marquage de certains nucléotides par des transferts radioactifs ou fluorescents. De ces deux méthodes, celle de Sanger est la plus simple, la plus rapide et la

plus couramment utilisée actuellement.

Une fois le clonage réalisé, l'ADN double brin est dénaturé pour obtenir un simple brin. C'est à partir du simple brin, appelé *brin-matrice*, que la séquence est reconstruite. Ce simple brin contient le fragment à analyser. La manipulation (figure I.5) consiste en la copie du brin-matrice par l'action d'ADN polymérase dans un milieu contenant des bases libres et des inhibiteurs. L'ADN polymérase sait copier l'ADN simple brin mais il a besoin d'ADN double brin à son point de départ (amorce).

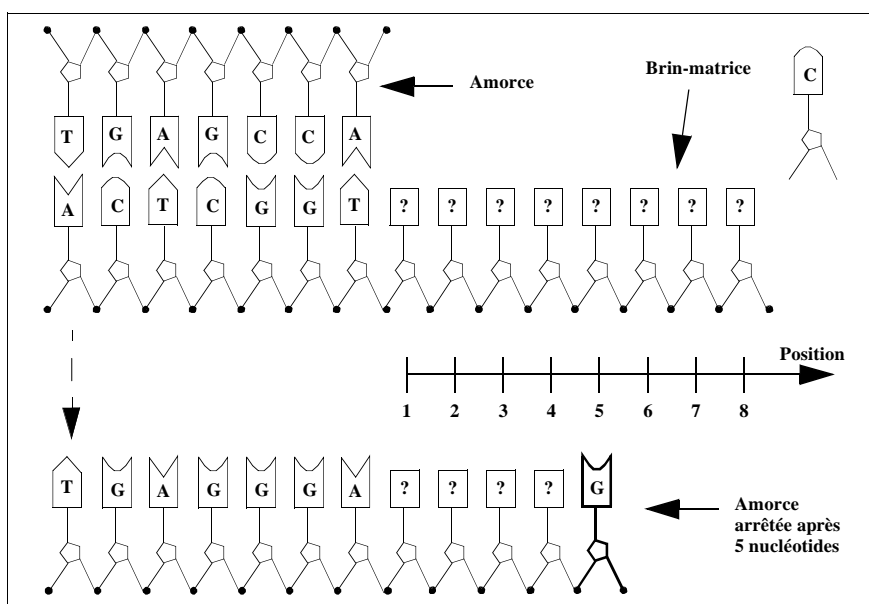


Figure I.5: Principe de séquençage par la méthode de Sanger

Une fois la séquence amorcée, l'ADN polymérase prolonge la chaîne au delà de l'amorce, elle ajoute A, G, C ou T selon le brin-matrice en suivant la loi des bases complémentaires.

Afin de pouvoir répertorier les positions pour chaque base, l'opération est réalisée sur quatre échantillons afin de permettre une réaction spécifique aux quatre types de bases azotées A, G, C et T en ajoutant une petite quantité d'inhibiteurs complémentaires afin de stopper la croissance de la chaîne. La figure I.5 illustre le processus de localisation pour les bases C avec un inhibiteur G. Pour chaque type de bases, on obtient alors un grand nombre de chaînes de longueurs différentes se terminant toutes par le même nucléotide.

Afin de pouvoir évaluer la longueur des molécules synthétisées et de les classer, une électrophorèse est réalisée pour les quatre échantillons. Chaque échantillon est déposé dans un espace laissé libre par le peigne (figure I.6). Sous l'action du champ électrique, les fragments d'ADN migrent dans un gel de polyacrilamide maintenu entre deux plaques de verre. Dans les mailles du gel, les plus petites molécules se déplacent rapidement alors que les plus longues se meuvent lentement.



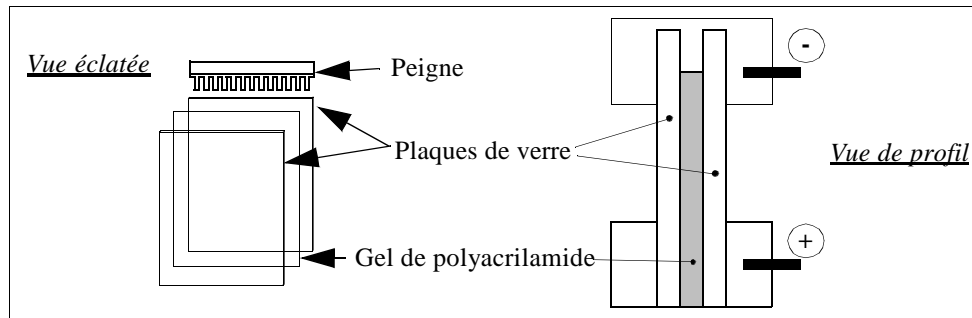


Figure I.6: Schéma de principe de l'appareil d'électrophorèse pour le séquençage de l'ADN

La séparation est obtenue en fonction de leur taille et un diagramme est formé (figure I.7). Il est constitué de canaux parallèles et de bandes. L'ensemble des quatre canaux correspond à une matrice (template). Ces diagrammes sont visualisés sur un film sensible aux rayons X, l'autoradiographie (autoradiogramme) de gel de séquence d'ADN. La lecture de la séquence se fait immédiatement, en partant du bas (chaînes les plus courtes) vers le haut du gel (chaînes les plus longues) sachant que, théoriquement, il n'y a qu'une bande et une seule sur une ligne.

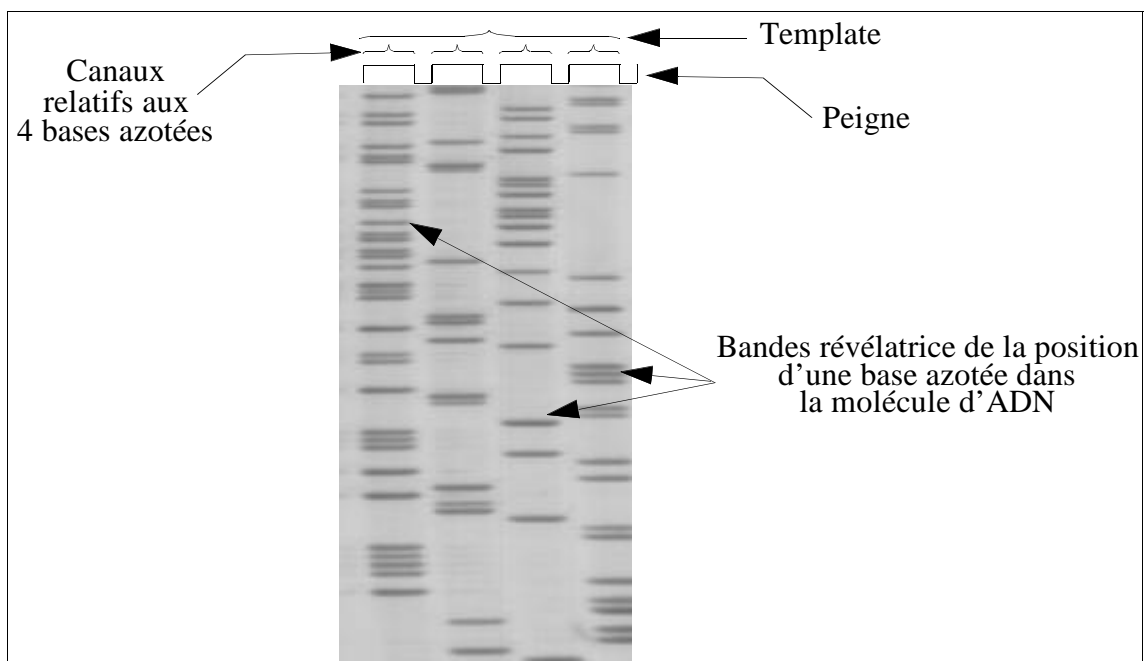


Figure I.7: Extrait d'une autoradiographie de gel de séquence d'ADN

### 2.3 - Séquençages semi-automatiques et automatiques

La mise en oeuvre des techniques de séquençage a conduit à l'explosion du nombre de séquences d'ADN. A l'heure actuelle, la taille de GenBank (base de données relatives aux nombre de séquences d'ADN) double tous les 21 mois environ (figure I.8).

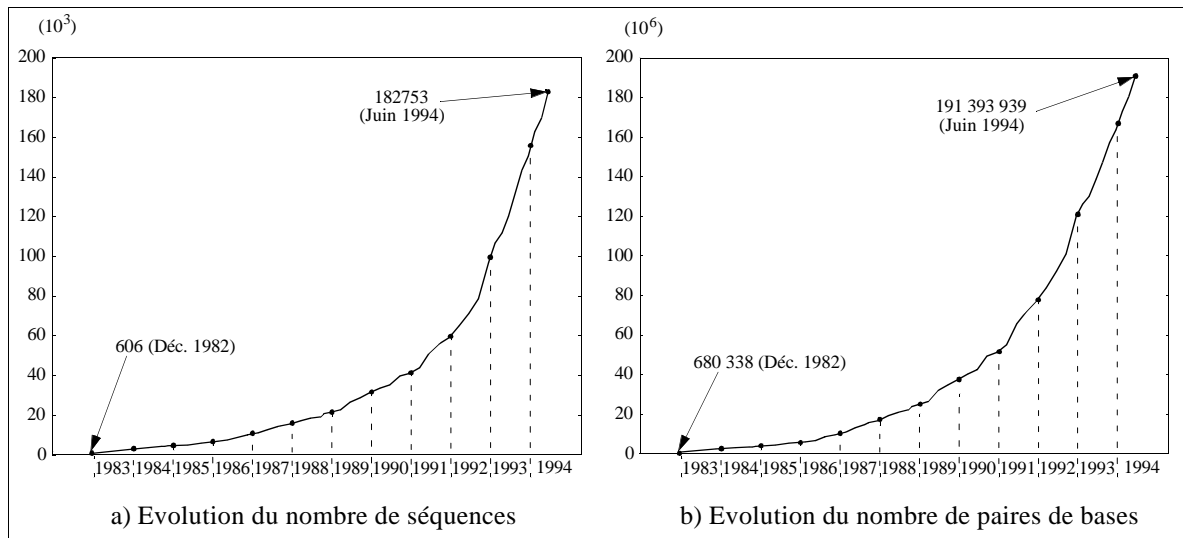


Figure I.8: a) Evolution du nombre de séquences déterminées et disponibles. b) Evolution du nombre de paires de bases associées (Source GenBank)

De tels résultats montrent la nécessité d'utiliser l'outil informatique pour le traitement et l'analyse d'un aussi grand nombre de données. Cet outil est la seule solution permettant d'agir rapidement et convivialement pour des tâches telles que la mémorisation, l'accès et l'analyse de données. Cependant, la saisie reste une étape longue pour le biologiste. Des efforts ont été faits pour fournir une aide au séquençage, soit par des méthodes semi-automatiques, soit par des méthodes automatiques.

### 2.3.1 - Méthodes semi-automatiques

Toutes les méthodes semi-automatiques ne fournissent qu'une aide à la lecture des autoradiographies de séquence d'ADN par l'intermédiaire d'outils de localisation manuelle tel qu'un curseur ("souris") ou un crayon sonique. Quel que soit l'outil, le principe reste le même et il est nécessaire de le paramétrer en repérant la position des canaux. Les bandes sont alors pointées par l'opérateur. Elles sont enregistrées et authentifiées en fonction de leur position relative par rapport à celle des canaux. Ces méthodes, encore couramment utilisées, restent longues et fastidieuses pour les opérateurs. L'autoradiogramme est lu deux fois, par deux opérateurs différents.

### 2.3.2 - Méthodes automatiques

Actuellement, il existe deux approches de l'automatisation du séquençage. La première consiste à automatiser l'analyse de l'autoradiographie, préalablement numérisée. La seconde consiste à saisir directement l'information nécessaire à la construction de la séquence lors de la migration des bases dans le gel. Dans les deux cas, il est nécessaire de reconstruire la séquence entière par un traitement informatique des données saisies.

La seconde méthode, bien que totalement automatique, n'en est pas moins imprécise. Du fait de son traitement en "temps réel", il n'est pas possible d'agir sur la séquence directement car il n'y a pas de trace visible de la position des bandes. De ce fait, afin d'obtenir des résultats convenables, il est nécessaire de reproduire la même expérience plusieurs fois.

Quelle que soit la technique utilisée, la viabilité d'une méthode se mesure par la fiabilité des résultats obtenus. Le taux d'erreur toléré par les biologistes doit être en général inférieur à 1% et nul dans le cas du séquençage d'un gène (ADN génomique).

La première méthode possède l'avantage d'avoir une interprétation des résultats en "temps différé" ce qui permet d'envisager un traitement totalement automatique ou supervisé par le biologiste. De plus, la durée de l'électrophorèse est réduite d'un facteur 7 par rapport à la méthode dite automatique. A l'heure actuelle, beaucoup d'efforts ont été consentis afin d'améliorer la qualité de l'autoradiographie et sa rapidité d'obtention. Afin de pouvoir envisager le taux d'erreur accepté par les biologistes, il est nécessaire d'augmenter la fiabilité de la lecture des autoradiographies. C'est cette méthode que nous nous proposons d'étudier et d'améliorer par des techniques du traitement d'images numériques.

### 3 - CARACTERISTIQUES DES AUTORADIOGRAPHIES DE SEQUENCE D'ADN

Comme nous l'avons souligné auparavant, l'ADN véhicule l'information génétique codée à l'aide de quatre molécules ou bases notées A, G, C et T. Le travail réside dans l'obtention de la liste des bases par analyse automatique des images de gels d'électrophorèse. L'ensemble des quatre canaux représente une matrice d'ADN. Schématiquement, un autoradiogramme idéal est représenté par la figure I.9.

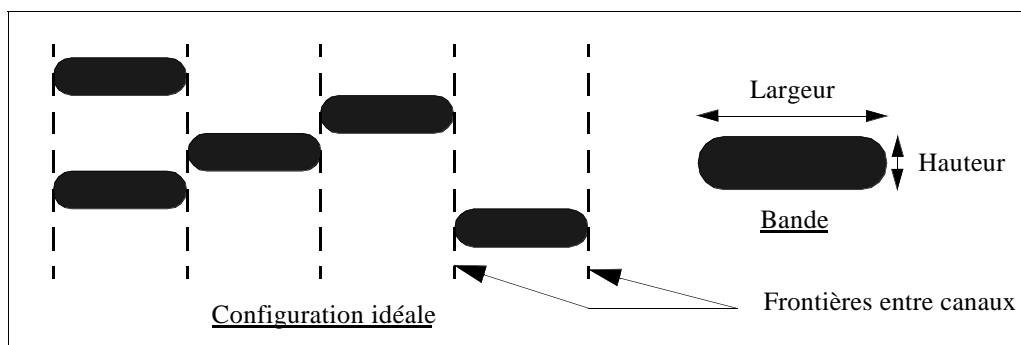


Figure I.9: Configuration idéale d'une image de séquence d'A.D.N

Les caractéristiques perturbant la lecture automatique des autoradiographies peuvent être rangées en deux classes. La première est composée de phénomènes déterministes qui rendent l'interprétation automatique peu sûre: les *ambiguïtés*. La deuxième classe est composée des phénomènes aléatoires liés au mode de fabrication des images: les *artefacts*.

#### 3.1 - Les ambiguïtés

L'interprétation d'une autoradiographie consiste à noter l'ordre d'apparition des bandes par balayages horizontaux successifs des quatre canaux d'une matrice d'ADN sur toute sa longueur. Théoriquement, il y a une bande et une seule sur une ligne horizontale. Cependant, lors de la lecture, il subsiste des zones où la décision ne peut être prise de manière sûre; ces zones seront déclarées *ambiguës*. Ces ambiguïtés peuvent être de natures diverses et complexes. L'ambiguïté est marquée à partir de l'observation de la mise en défaut de l'unicité

d'appartenance à un canal et un seul. Comme le souligne [DAN-88], les ambiguïtés sont de quatre types.

Les *ambiguïtés de choix* (figure I.10.a) correspondent à la présence de deux bandes de hauteur similaire à la même position verticale.

Les *ambiguïtés de multiplicité* (figure I.10.b) correspondent à la présence d'une bande de hauteur supérieure à la hauteur des bandes voisines (bandes non résolues).

Les *ambiguïtés d'existence* d'une bande (figure I.10.c) correspondent à la possibilité d'avoir une bande entre deux autres avec un espacement inférieur à l'espacement local entre bandes.

Les *ambiguïtés d'ordre* (figure I.10.d) correspondent à la présence de deux maxima locaux à la même position verticale alors que les bandes elles-mêmes ne le sont pas.

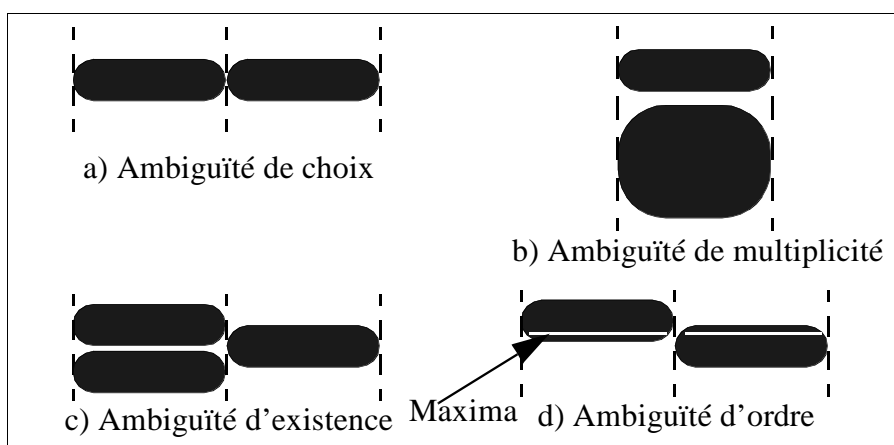


Figure I.10: Représentation schématique des ambiguïtés

### 3.2 - Les artefacts

Théoriquement les canaux doivent être verticaux et les bandes horizontales. Cependant, l'aspect général des autoradiographies varie suivant l'appareil utilisé, le mode de préparation des échantillons et le temps de réalisation de l'électrophorèse. Nous considérons comme un artefact, tout ce qui différencie l'image idéale de l'image réelle. Les artefacts peuvent être rangés en deux catégories: les déformations globales et les déformations locales [TRU-93].

#### 3.2.1 - Les déformations globales

Les déformations globales sont principalement dues à l'inhomogénéité du champ électrique pendant la migration des molécules dans le gel. Les effets se traduisent par une déformation des canaux et de la ligne d'isomigration. Les canaux peuvent être incurvés et de largeur non constante (figure I.11.a).

La ligne de migration équivalente est appelée *ligne d'isomigration*. Normalement, les lignes d'isomigration sont horizontales mais du fait de la différence de température entre le centre et les bords du gel d'électrophorèse, elles peuvent être incurvées (figure I.11.b) et de courbures variables sur la longueur du gel. Nous appellerons cet effet *'smiling'*.

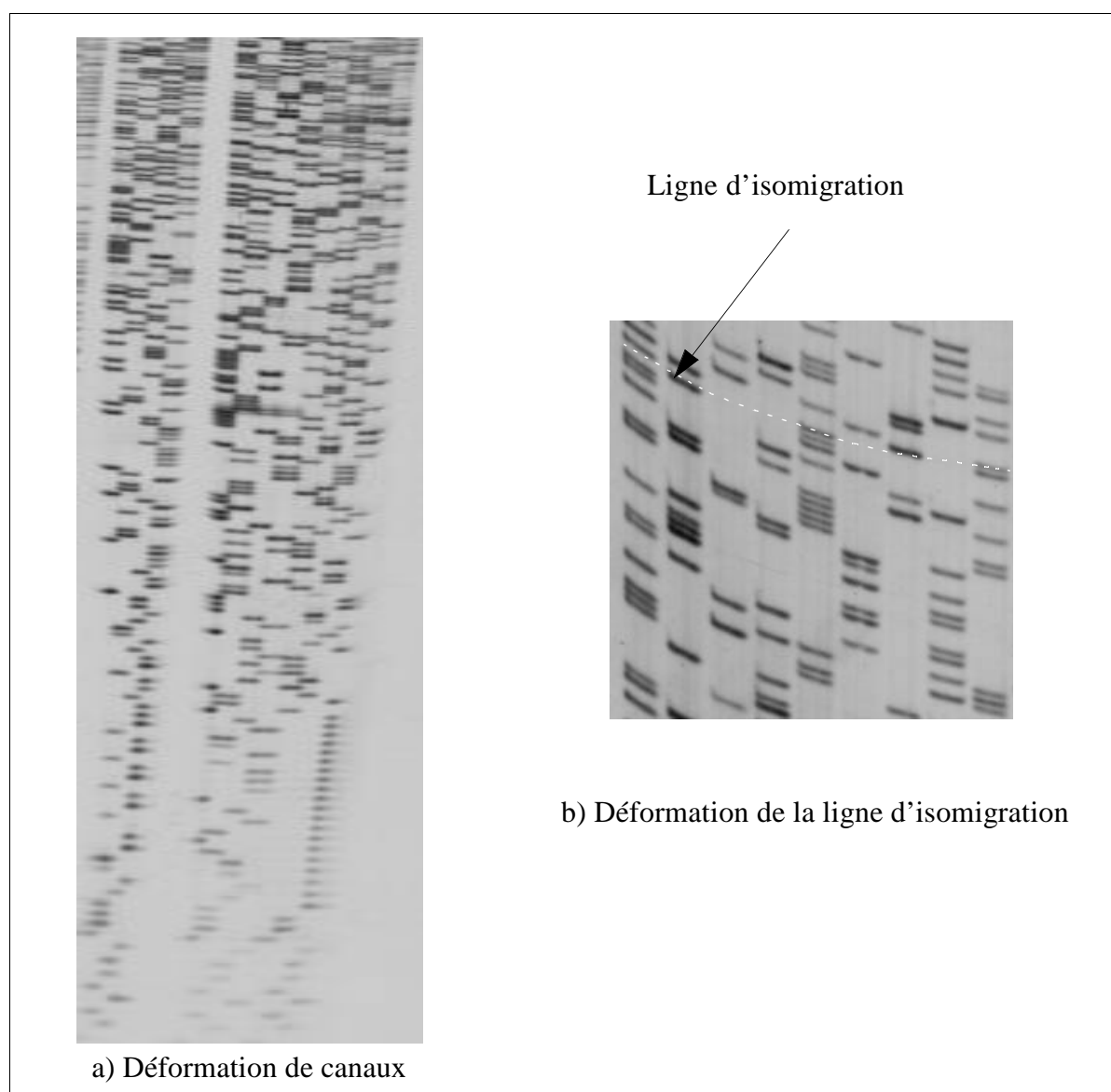
De plus, il y a une dépendance entre la quantité de réactif de chaque échantillon et le niveau de gris moyen d'un canal. Cela se traduit par une variation du contraste entre fond et bandes d'un canal à l'autre.

Bien qu'il existe des gels de très bonne qualité, dans la majorité des cas, on observe le long du gel:

- . Une variation de la fréquence d'apparition des bandes;
- . Une augmentation de la hauteur des bandes;
- . Une augmentation de la largeur des bandes;
- . Une modification des intensités moyennes du fond et des bandes.

Les trois dernières déformations sont dues à un phénomène de diffusion des molécules dans le gel, important pour les petites molécules.

Toutes ces altérations étant dues à des phénomènes de grande inertie (température, temps de migration), les effets perturbateurs globaux observés sont lents et continus.



*Figure I.11: Exemples d'autoradiographies présentant des déformations globales*

### 3.2.2 - Les déformations locales

Sur l'échantillon d'images d'autoradiographies, nous avons observé différentes altérations géométriques locales créées par des phénomènes complexes et variés.

Certaines bandes présentent des difformités d'origines diverses (figure I.12):

- Les *bulles* dans le gel provoquent un "trou" dans l'orientation principale de la bande;
- Les *débordements* (overlap) des bandes d'un canal sur l'autre se présentent sous la forme d'un élargissement d'une bande sur le canal voisin;
- Les *retards de coulage* des bords par rapport au centre de la bande.

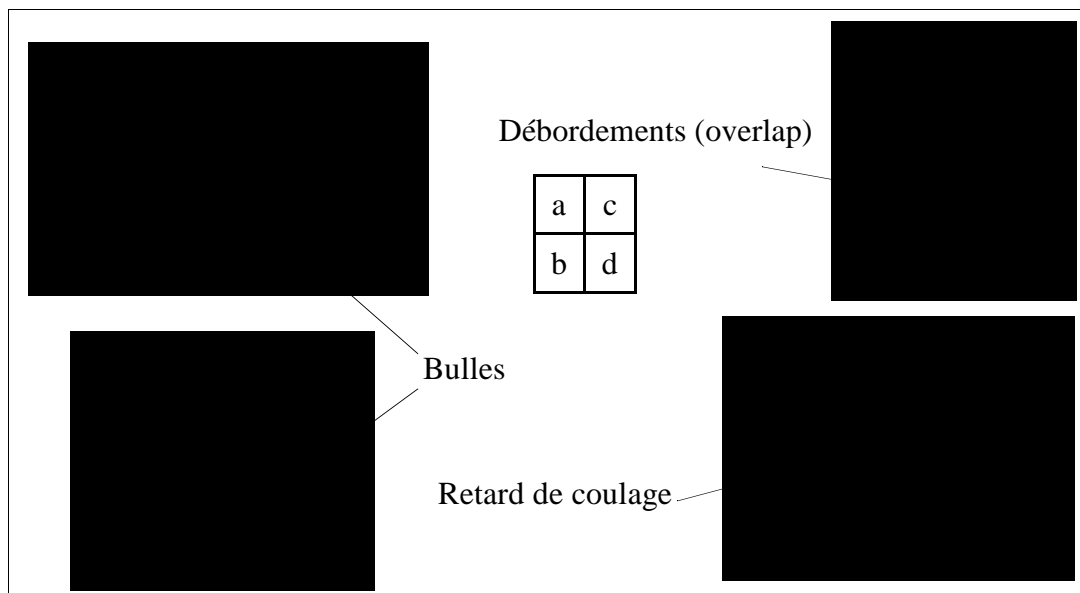


Figure I.12: Déformations locales

Des phénomènes d'origine biologique sont aussi la cause de modifications locales de caractéristiques:

- Les *compressions* et les *décompressions* se traduisent par une modification ponctuelle de la densité des bandes voire la disparition d'une bande;
- Les *ruptures de séquence*, qui sont des arrêts de synthèse dus à la structure du brin d'ADN, sont marquées par la présence d'une bande dans chaque canal à la même position (figure I.13);
- La *succession* des bandes dans un même canal entraîne une différence de contraste pour les bandes concernées (figure I.13).

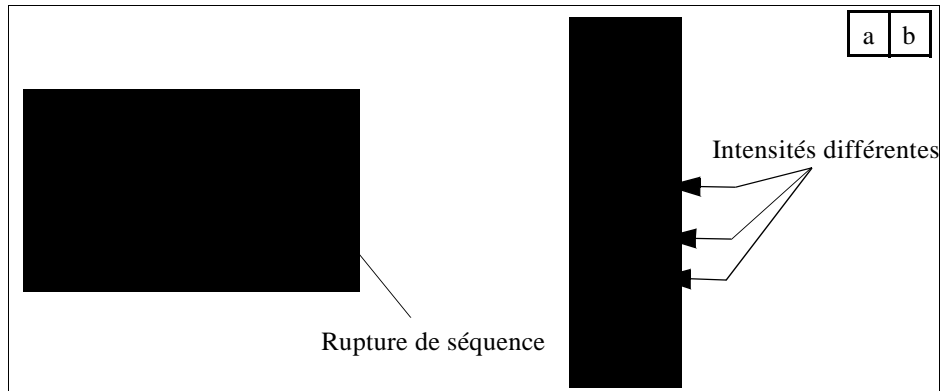


Figure I.13: Distorsions d'origines biologiques

De plus, les images d'autoradiographie sont toutes entachées d'un bruit granulaire dû au système de fabrication de l'image de type radiographie X.

A toutes ces caractéristiques, il est nécessaire de rajouter la possibilité d'avoir des phénomènes d'origine accidentelle (figure I.14): "taches" dans le gel, rayures...

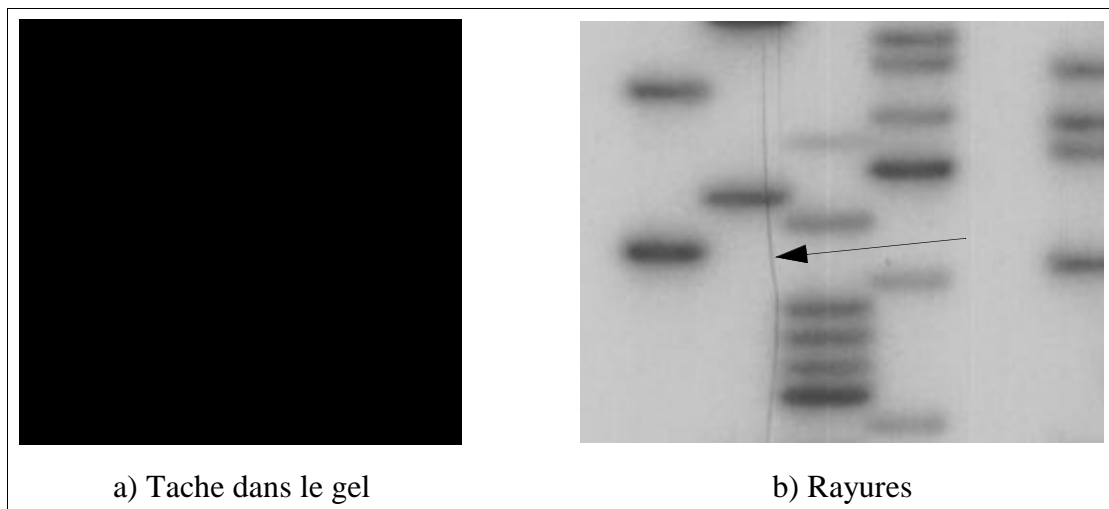


Figure I.14: Phénomènes d'origine accidentelle

#### 4 - CONCLUSION

La performance d'un module de lecture automatique d'autoradiographies de gels de séquences d'ADN se mesure par le nombre d'erreurs et d'ambiguïtés engendrées. De plus, la rapidité restant aussi un critère de qualité et afin de faciliter la tâche de résolution des ambiguïtés et de reconstruction de la séquence entière, les opérateurs de traitement mis en place auront pour but de limiter le nombre d'ambiguïtés et de diminuer voire d'éliminer les artefacts.

A l'heure actuelle, la vitesse d'exécution et la complexité des images sont des paramètres qui empêchent d'entrevoir la mise en place d'opérateurs de segmentation en région prenant en compte toutes les caractéristiques possibles des autoradiogrammes. Dans ce contexte, il est

souhaitable de diviser l'analyse en plusieurs modules distincts mais non indépendants.

Du point de vue du traitement d'image, la lecture des autoradiographies peut être décomposée en trois étapes distinctes: la détection des canaux, l'estimation de la ligne d'isomigration et la localisation des bandes.

La *détection des canaux* permet d'isoler des parties d'image dans lesquelles les propriétés géométriques et statistiques sont considérées comme stables.

L'*estimation de la ligne* d'isomigration est une étape essentielle, puisqu'elle conditionne le bon positionnement des bandes entre elles. La ligne d'isomigration est révélée directement par l'orientation locale des bandes.

La *localisation des bandes* se fera après un filtrage des artefacts en tenant compte de la ligne d'isomigration.

Dans ce but, il a été nécessaire de développer des opérateurs locaux adaptatifs basés sur un filtrage directionnel afin de réduire le bruit dans l'image et de préserver la forme et l'orientation des bases. Cette conservation est une condition nécessaire à la limitation du nombre d'ambiguïtés. Afin de limiter l'effet des artefacts sans détruire de bandes, une pondération est effectuée en fonction de la géométrie locale. En effet, lors de la présence d'une bulle, la bande doit être conservée alors que dans le cas d'un débordement, la portion de bande due au débordement doit être éliminée.

Dans les autoradiographies de gel de séquences d'A.D.N., l'orientation des structures pertinentes n'est pas stable. Cette constatation reste valide pour d'autres types d'images naturelles. Par exemple, une vue aérienne est constituée de routes dont les orientations sont différentes. Alors, pour conserver au mieux les motifs, un opérateur directionnel est une solution.



## ***CHAPITRE II***

---

### ***FILTRAGE D'ORDRE DIRECTIONNEL ADAPTATIF***

## 1 - INTRODUCTION

La segmentation consiste à détecter et isoler les structures pertinentes dans l'image. Lorsque l'on veut appliquer les techniques de segmentation à des images naturelles (par opposition à synthétiques), on est confronté au bruit d'image qu'il faut atténuer par filtrage sans affecter la forme des structures à détecter. Dans le cas d'images naturelles, les structures sont plus ou moins nettes et contrastées. De plus, selon le procédé de formation de l'image (S.A.R., radiographie X, ultra-sons...), l'image peut être à la fois bruitée et texturée. Dès lors, une étape de prétraitement est indispensable afin que les méthodes de segmentation puis de reconnaissance puissent être utilisées dans un contexte plus favorable.

Le but principal du prétraitement d'image est donc de réduire le bruit tout en préservant les informations relatives aux structures à détecter. En d'autres termes, l'objectif est de modifier l'image initiale de façon à la rendre la plus simple possible du point de vue de la segmentation. Dans le cadre des images naturelles, les caractéristiques statistiques et géométriques sont connues de façon imprécise voire inconnues. De ce fait, il est nécessaire de définir des opérateurs locaux et adaptatifs. L'adaptation peut être soit numérique (choix des coefficients) soit géométrique (forme, dimension ou orientation de la fenêtre de filtrage).

Si les motifs à localiser sont anisotropes, c'est-à-dire qu'ils ne possèdent pas les mêmes caractéristiques géométriques suivant toutes les orientations, alors l'objectif devient la réduction de bruit et la préservation des structures quelle que soit leur orientation.

Dans ce but, l'approche générale proposée est composée d'une estimation locale de l'orientation puis d'un filtrage directionnel afin de préserver au mieux les structures anisotropes.

Nous introduirons les filtres d'ordre d'une manière générale. Puis nous verrons deux familles d'opérateurs susceptibles d'estimer l'orientation locale: les opérateurs à partitionnement de fenêtre et les opérateurs gradient.

### 1.1 - Les filtres d'ordre

Nous utiliserons les filtres d'ordre car ils possèdent des bonnes caractéristiques en conservation des transitions et sont robustes au bruit. Lloyd[LLO-52] a démontré que les filtres d'ordre optimaux fournissent, au moins, d'aussi bons résultats que les filtres linéaires optimaux en terme de réduction de bruit.

La classe des filtres d'ordre regroupe tous les filtres basés sur le calcul des statistiques d'ordre. La sortie d'un filtre d'ordre est une combinaison des statistiques d'ordre.

#### 1.1.1 - Les statistiques d'ordre: Rappels

Soit un ensemble de variables aléatoires,  $\zeta = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , et TRI, l'opération de tri appliquée à l'ensemble  $\zeta$  alors TRI( $\zeta$ ) fournit une suite d'éléments ordonnés indexés suivant leur rang dans  $\zeta$ :

$$\text{TRI}(\zeta) = \text{TRI}\{X_1, X_2, \dots, X_N\} = \{X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(N)}\}$$

$$\text{avec } X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(N)}$$

La variable  $X_{(r)}$  est appelée *statistique de rang  $r$*  (ou  *$r^{\text{ième}}$  statistique d'ordre*) et représente la  $r^{\text{ième}}$  valeur dans TRI ( $\zeta$ ).

On peut citer comme exemples de statistique d'ordre sur un ensemble de taille  $N=2n+1$ :

- . Le minimum:  $X_{(1)}$
- . Le maximum:  $X_{(N)}$
- . La médiane:  $X_{(n+1)}$

### 1.1.2 - Principe du filtrage d'ordre

Un filtre d'ordre est caractérisé par les  $N$  coefficients réels  $\{a_i; i=1...N\}$  de la pondération. Le principe et l'expression de la sortie d'un filtre d'ordre à la position  $k$  sont donnés par la figure II.1.

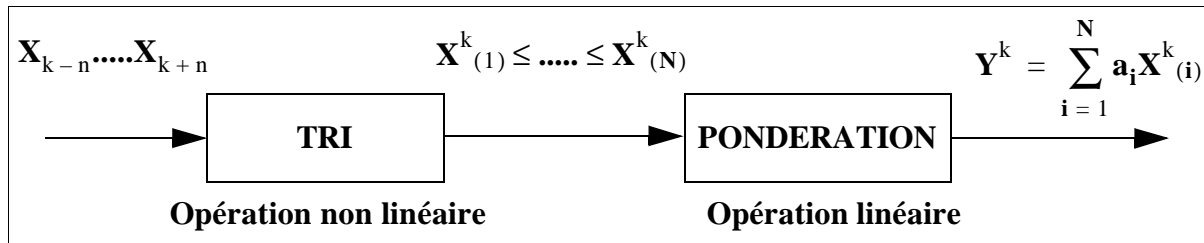


Figure II.1: Schéma de principe d'un filtre d'ordre à la position  $k$

Ces filtres d'ordre appartiennent à la famille des L-estimateurs (estimateurs basés sur des combinaisons linéaires des statistiques d'ordre et sont également appelés L-filtre).

#### Exemples

o - Filtres d'ordre dont la sortie est une statistique d'ordre:

- Filtre de rang  $r$ :  $Y^k = X_{(r)}^k$  avec  $1 \leq r \leq N$ 
  - . Si  $r=n+1$ : Filtre médian
  - . Si  $r=N$ : Filtre maximum

o - Filtres d'ordre dont la sortie est une combinaison linéaire des statistiques d'ordre:

- Filtre milieu:  $Y^k = \frac{X_{(1)}^k + X_{(N)}^k}{2}$
- Filtre moyennneur:  $Y^k = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{(i)}^k$

### 1.2 - Opérateurs à partitionnement de fenêtre

Le principe du partitionnement de fenêtre permet d'introduire une adaptation vis-à-vis des informations géométriques locales. Dans ce contexte, nous sommes en présence d'une fenêtre d'analyse et de plusieurs fenêtres de filtrage possibles incluses dans la fenêtre d'analyse. Les fenêtres de filtrage sont des sous-domaines de la fenêtre d'analyse. Les géométries des fenêtres de filtrage représentent une approximation plus fine des formes présentes dans l'image que les fenêtres classiques de filtrage (ligne, colonne, carré...). Dans notre cas, le but du

partitionnement de fenêtre est l'adaptation aux variations de forme par la recherche des zones homogènes. Le choix de la fenêtre de filtrage est réalisé à partir de la maximisation d'un critère d'homogénéité. La comparaison des valeurs des critères de chaque sous-domaine permet de fournir une idée de l'organisation spatiale locale.

Etant donné:

- FA, la fenêtre d'analyse de taille  $N \times N$  (avec  $N=2n+1$ )
- D, le nombre de sous-domaines
- $F_i$ ,  $i=1 \dots D$ , les sous-domaines choisis
- $C_i$ ,  $i=1 \dots D$ , la valeur du critère dans les sous-domaines  $i$
- FF, la fenêtre de filtrage choisie

alors le principe des opérateurs à partitionnement est donné par la figure II.2.

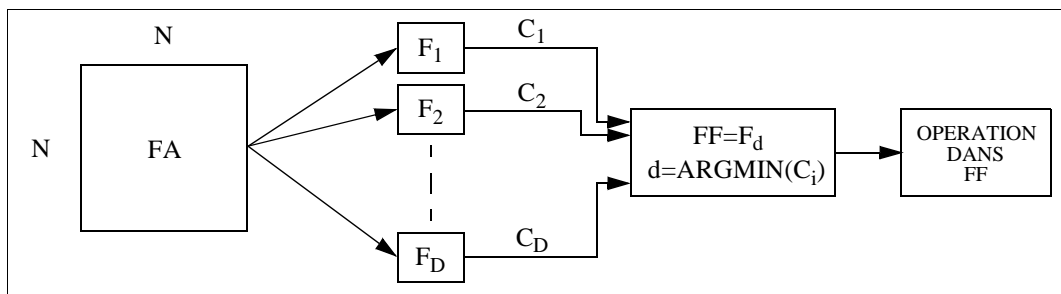


Figure II.2: Principe du partitionnement de fenêtre

### 1.2.1 - Opérateur de lissage de Nagao

Le but de l'opérateur de lissage de Nagao [NAG-79] est la recherche de zones homogènes modélisées par neuf domaines  $F_i=1 \dots 9$ , dans la fenêtre d'analyse  $5 \times 5$  centrée sur le pixel courant (figure II.3). Le critère  $C_i$  pour chaque domaine  $F_i$  est la variance empirique,  $VAR(F_i)$ .

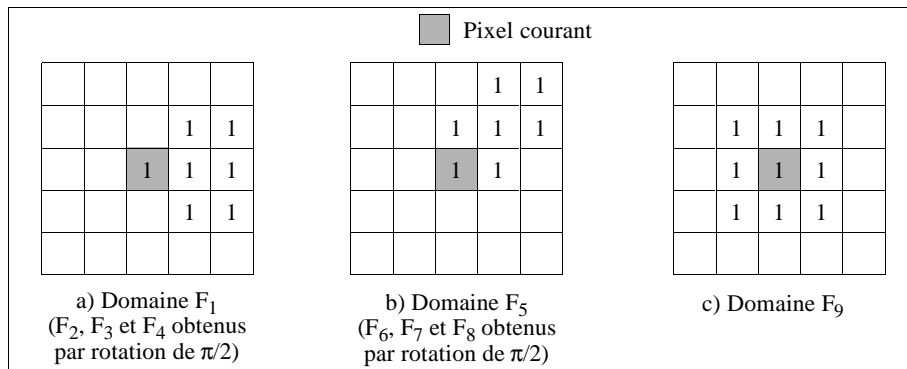


Figure II.3: Domaines de Nagao

L'intensité du pixel courant est alors remplacée par la moyenne du domaine de plus faible variance (i.e. la plus homogène). Sous certaines hypothèses, Nagao a montré que les domaines de plus grande variance sont révélateurs de la présence d'au moins deux régions dans les domaines concernés. La suppression du domaine  $F_9$  n'altère pas les performances de l'opérateur [COC-85].

### 1.2.2 - Filtre médian hybride de Presetnik

Le filtre médian standard donne de bonnes performances en réduction de bruit spécialement lorsque la distribution du bruit dans l'image est de type exponentiel. Par contre, les motifs de taille inférieure à  $n+1$  ( $N=2n+1$ ,  $N$  taille de la fenêtre de filtrage), orthogonaux à la direction du filtrage sont supprimés. Ainsi, si l'on veut augmenter le lissage du bruit, il est nécessaire d'augmenter la taille du filtre, or, dans ce cas, on élimine plus de motifs.

Dans le cadre des images obtenues par interférométrie laser (alternance de franges claires et sombres d'orientation quelconque), l'utilisation d'un filtre médian adaptatif ayant pour but de préserver les franges et de réduire au mieux le bruit dans les zones stationnaires est proposée dans [PRE-88].

Le fonctionnement du filtre est basé sur un partitionnement de fenêtre dont le principe est le suivant. Soit une fenêtre d'analyse FA ( $N \times N$ ), la moyenne des niveaux de gris  $\mu_{fa}$  est calculée ainsi que le nombre,  $M$ , de pixels ayant une intensité extérieure à l'intervalle  $\mu_{fa} \pm \varepsilon$  où  $\varepsilon$  est une tolérance préalablement choisie.  $M_{max}$  est le nombre de pixel extérieurs maximal accepté défini auparavant. Si  $M$  est inférieur ou égal à  $M_{max}$  alors nous sommes en présence d'une zone homogène. Dans ce cas, la fenêtre de filtrage FF correspond exactement à FA.

Dans le cas contraire, nous sommes en présence de structures. Afin de ne pas les détruire, l'analyse doit être plus poussée. Un filtrage directionnel est effectué suivant l'orientation locale estimée. Pour cela, quatre domaines sont définis,  $F_{i=1...4}$ , représentés par les directions principales du maillage: l'horizontale, la diagonale, la verticale et l'anti-diagonale (figure II.4).

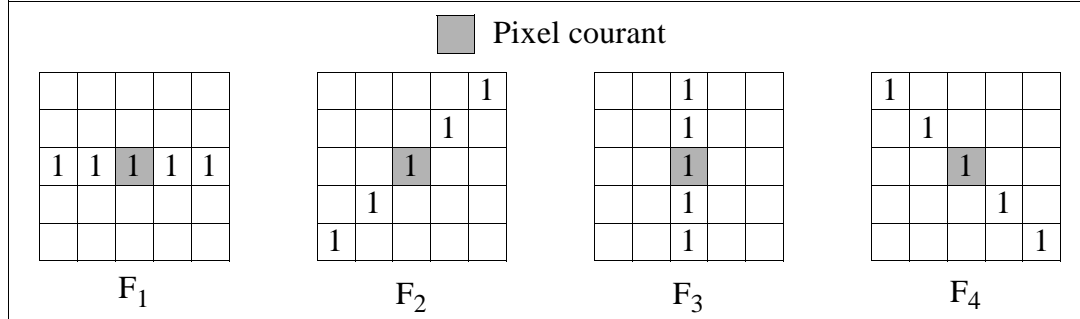


Figure II.4: Domaines de Presetnik ( $N=5$ )

Si  $g_j^i$  est l'intensité du pixel  $j$  (avec  $j=1...N$ ) dans le domaine  $F_i$  et  $\mu_i$  la valeur moyenne des niveaux de gris dans chaque domaine, alors la direction estimée,  $d$ , du motif est donnée par l'écart absolu moyen minimal (équation II.1). La fenêtre de filtrage est la fenêtre désignée par  $d$ .

$$d = \text{ARGMIN}_i \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |\mu_i - g_j^i| \right) \text{ avec } i=1...4 \quad (\text{Eq. II.1})$$

Le filtre mono-dimensionnel utilisé est un filtre médian hybride. Dans la fenêtre sélectionnée par  $d$ , la sortie,  $Y$ , du filtre est donnée par l'équation II.2.

$$Y = \text{MEDIANE} \left[ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n g_i^d, g_{n+1}^d, \frac{1}{n} \sum_{i=n+2}^N g_i^d \right] \quad (\text{Eq. II.2})$$

Ce filtre nécessite la connaissance du rapport signal/bruit afin de définir correctement mais aussi celle de la dimension des motifs afin de définir  $M_{\max}$ . Les auteurs [PRE-88] précisent que dans le cas de l'application de ce filtre aux images d'interférométrie laser, les meilleurs résultats ont été obtenus pour  $M_{\max}=0.4 N^2$ .

### 1.2.3 - Partitionnement de Zamperoni

Pour les images aériennes, une méthode de segmentation constituée de trois étapes est proposée dans [ZAM-92a]. La première étape est un filtrage d'ordre de rang adaptatif directionnel, la seconde est un multi-seuillage afin d'éliminer l'effet de pavage induit par le filtrage qui transforme les rampes "continues" en plateaux, la troisième est l'extraction des contours.

Sans entrer dans le détail de toute la procédure de segmentation, nous exposons uniquement le principe du partitionnement initial qui a pour but la recherche des zones homogènes.

Dans la fenêtre d'analyse FA ( $N \times N$ ), les quatre domaines  $F_{i=1...4}$  sont alignés le long des quatre axes principaux du maillage  $AX_i$ . Un pixel  $P_j$  avec  $j=1...N^2$  de FA appartient à  $F_i$  si la distance euclidienne du pixel  $P_j$  à l'axe  $AX_i$  est minimale par rapport à la distance aux autres axes, le pixel central appartenant à tous les domaines (figure II.5). La fenêtre de filtrage retenue sera donnée suivant un critère d'écart absolu moyen (Equation II.1).

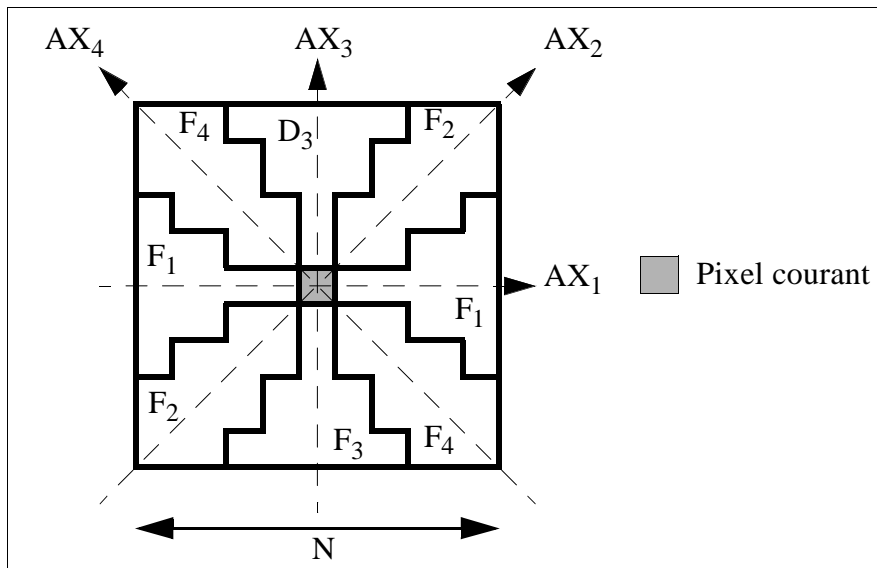


Figure II.5: Domaines de Zamperoni

### 1.3 - Opérateurs gradient

Si l'on regarde une image sous forme de courbes de niveau, la plus grande variation d'intensité est obtenue le long du vecteur normal à cette courbe de niveau. En chaque point de l'image, les opérateurs de détection de contours de type dérivatif fournissent le vecteur normal

$\vec{\nabla}$  (vecteur gradient). Le vecteur gradient est défini par l'amplitude et la direction de la plus grande variation d'intensité. En accord avec notre objectif, l'information nécessaire est la direction de  $\vec{\nabla}$ .

### 1.3.1 - Principe général

Soit une image représentée par la fonction scalaire  $A(x,y)$ , le vecteur gradient est alors défini au point  $M(x,y)$  par:

$$\vec{\nabla} A(x, y) = \left( \frac{\partial A}{\partial x}, \frac{\partial A}{\partial y} \right) \quad (\text{Eq. II.3})$$

Si  $\phi$  est la direction du vecteur gradient et si  $\theta$  est l'orientation du contour au point  $(x,y)$ , alors  $\theta = \phi + \pi/2$ . L'orientation du contour s'exprime par:

$$\theta = \text{atan}\left(\frac{\partial A}{\partial y} / \frac{\partial A}{\partial x}\right) + \frac{\pi}{2} \quad (\text{Eq. II.4})$$

### 1.3.2 - Opérateurs dérivatifs [GDR-91]

Pour ces opérateurs, l'estimation du vecteur gradient  $\vec{\nabla}$  se fait à partir de sa projection suivant deux axes perpendiculaires.

On pourra citer les opérateurs de Roberts [ROB-65], Prewitt [PREW-70] ou Sobel [JAI-89] qui approximent les dérivées directionnelles à l'aide d'une convolution de l'image avec deux masques orientés perpendiculairement de taille 2x2 pour Roberts et 3x3 pour Prewitt et Sobel.

D'autres opérateurs sont obtenus par l'élaboration d'un filtre optimal pour la détection et la localisation d'un échelon noyé dans un bruit blanc. Pour la majorité de ces opérateurs, l'optimalité est définie suivant les contraintes suivantes: une bonne localisation, une bonne détection et une réponse unique. Nous citerons l'approche de Canny [CAN-86] et celle de Deriche [DER-87] qui suit la même démarche que Canny mais appliquée à un opérateur à réponse impulsionnelle infinie. L'estimation de l'orientation d'un contour se fait à partir des composantes horizontale et verticale du vecteur gradient  $\vec{\nabla}$  (Equation II.4).

### 1.3.3 - Opérateurs gradient directionnels [GDR-91]

Dans ce cas de figure, on n'évalue pas la projection du gradient suivant deux axes perpendiculaires, mais on effectue un nombre fini de rotations d'un masque donné. Ces opérateurs agissent sur le même principe que certains opérateurs à partitionnement mais au lieu de rechercher la zone la plus homogène, ils recherchent la zone de gradient le plus élevé. L'opérateur de Kirsh [KIR-71] en est un exemple. Il fait intervenir huit masques 3x3 obtenus par rotation de  $\pi/4$  du masque initial  $H_0$  suivant:

$$H_0 = \begin{bmatrix} 5 & 5 & 5 \\ -3 & 0 & -3 \\ -3 & -3 & -3 \end{bmatrix}$$

L'orientation du contour est donnée par le masque correspondant à la valeur maximale du module du gradient.

#### **1.4 - Conclusion**

Les partitionnements proposés dans les paragraphes précédents, permettent d'obtenir un meilleur compromis entre réduction de bruit et préservation des structures. Cependant, dans le cadre d'un filtrage directionnel, le nombre de domaines est trop faible pour pouvoir utiliser la codification des domaines afin d'estimer l'orientation locale. Les opérateurs gradient seront utilisés en tant qu'estimateur d'orientation locale. Ils fourniront des éléments de comparaison pour l'estimation de direction. De façon générale, ces opérateurs ont guidé notre choix pour la démarche adoptée: forme des domaines, critères d'homogénéité.

## **2 - LE FILTRAGE DIRECTIONNEL**

Les opérateurs proposés dans [NAG-79] et [ZAM-92b], s'ils possèdent de bonnes caractéristiques en réduction de bruit et en préservation de structures, ne correspondent pas tout à fait au but fixé. En effet, si la taille du filtre augmente, la forme des domaines devient de type "papillon" et l'orientation perd en précision.

Notre objectif est semblable à celui fixé dans [PRE-88]. Le but était d'estimer l'orientation de motifs localement anisotropes afin de filtrer dans leur direction pour les préserver. Pour cela, l'approximation locale des motifs est réalisée à partir des quatre orientations principales du maillage. L'orientation retenue est celle qui correspond à la zone la plus homogène. Pour l'application aux images d'interférométrie laser, les quatre orientations, pour des petites tailles de filtre ( $N=5$  ou  $7$ ), étaient suffisantes par rapport à la taille des motifs. Dans notre approche, les objets pouvant atteindre quelques pixels de large, l'augmentation de la taille de cet opérateur, ne permettrait pas d'envisager une conservation de ce type de structures.

Dans ce contexte, le filtre d'ordre directionnel adaptatif que nous proposons peut être vu comme une extension des opérateurs à partitionnement précédemment cités, dont le but est d'estimer une orientation locale par la recherche de zones homogènes.

Les performances en réduction de bruit sont liées d'une part à la taille de la fenêtre de filtrage et d'autre part au type du filtrage utilisé. Si localement la zone est stationnaire, le filtrage bi-dimensionnel (2D) sera plus performant en réduction de bruit que le filtrage directionnel. Une adaptation permettra de sélectionner le filtrage soit directionnel, soit bi-dimensionnel.

#### **2.1 - Principe**

Le schéma-bloc de principe d'un filtre adaptatif peut être décomposé en deux parties: un étage de décision et un étage de filtrage (figure II.6).



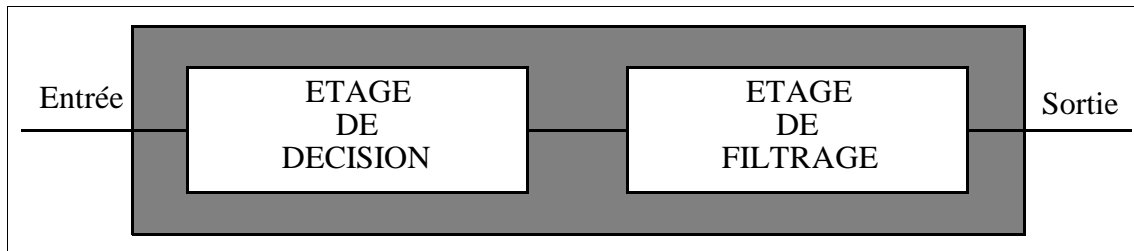


Figure II.6: Principe du filtrage adaptatif

Le principe de fonctionnement du filtre consiste à adapter la géométrie de la fenêtre de filtrage à partir d'informations obtenues dans un voisinage du pixel courant. Les paramètres de la fenêtre que nous faisons varier ici sont l'orientation et la largeur de la fenêtre de filtrage.

Une fois ces grandeurs obtenues, l'étage de filtrage est basé sur un traitement des statistiques d'ordre ce qui permet soit d'optimiser les performances en réduction de bruit [BOL-92], soit d'introduire une certaine robustesse vis-à-vis des perturbations impulsives.

## 2.2 - Etage de décision

Le principal problème en prétraitement d'images naturelles est la gestion du compromis entre l'effet de réduction de bruit et la conservation de la géométrie des structures présentes. En effet, les caractéristiques du bruit dans l'image, la localisation et l'orientation des motifs à localiser sont mal connues a priori.

Compte-tenu de la grande variabilité de forme des structures dans les images naturelles, il n'est pas possible de définir un opérateur adapté à chacune d'entre elles. On simplifie donc l'étude en considérant que les formes des objets peuvent être décrites localement par des segments de droite discrets adjacents [ROS-74] [CHA-91]. Le caractère local de la description est relatif à l'échelle du voisinage du pixel courant.

L'étage de décision est une étape de pré-segmentation. Elle a pour but de déterminer la forme et l'orientation de la fenêtre de filtrage ainsi que le type de filtrage à partir d'indicateurs locaux sans connaissance a priori autre que la taille minimale des objets à préserver.

### 2.2.1 - Définition des domaines

L'objectif de l'étage de décision est l'estimation locale de l'orientation. Elle est réalisée à partir de la recherche du segment discret le plus homogène. Contrairement aux opérateurs à partitionnement décrits auparavant, nous ne nous limitons pas aux directions principales du maillage mais à toutes les directions possibles dans la fenêtre d'analyse engendrées par des segments de droite discrets [VIL-91] [GUR-91] ce qui permet d'entrevoir une conservation plus fine des structures d'orientation quelconque.

La définition des domaines est la suivante. Dans FA de taille  $N \times N$  avec  $N=2n+1$ , l'ensemble des segments discrets considérés comprend tous les segments joignant un pixel du bord de la fenêtre au pixel symétrique par rapport au pixel central (pixel courant). Pour un

pixel du bord à son symétrique, il peut exister plusieurs segments discrets possibles. Afin d'éliminer les doublons et de rendre la procédure de détermination des segments automatique et systématique, la synthèse du segment discret est réalisée par l'algorithme incrémental de Bresenham [BRE-65].

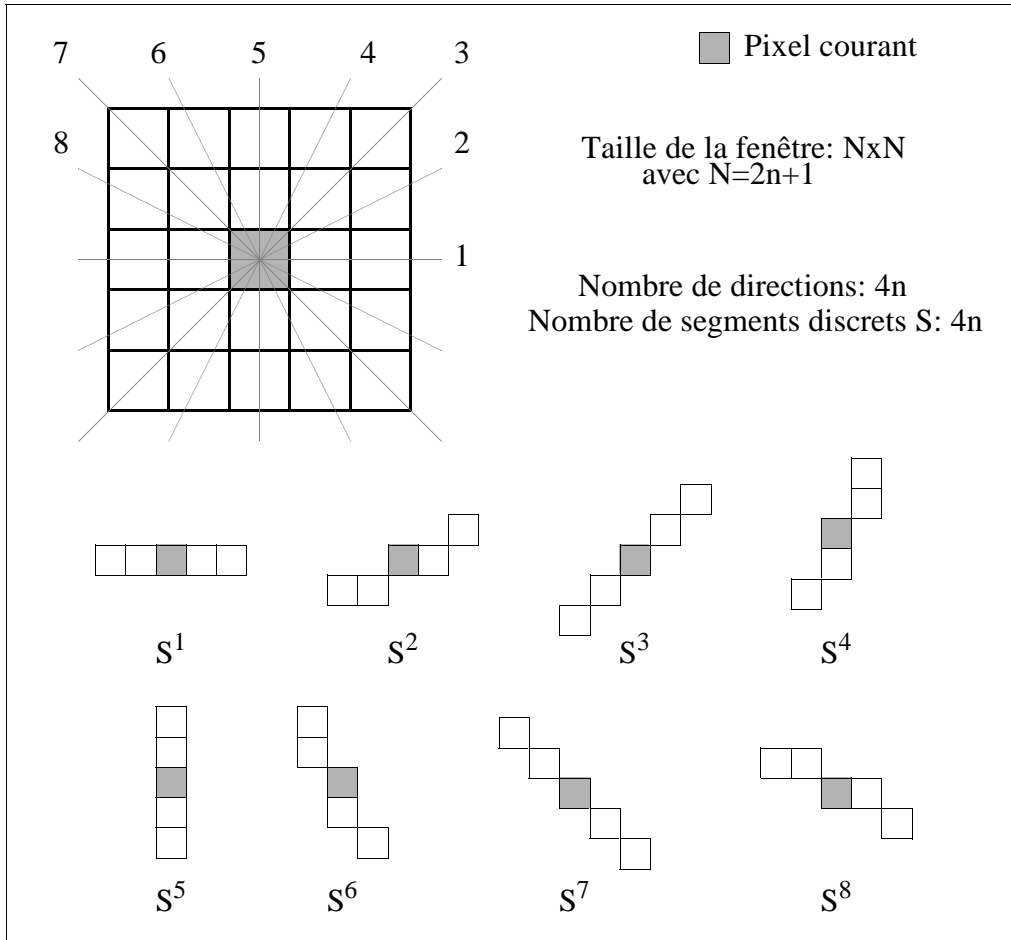


Figure II.7: Directions et segments discrets associés (N=5;n=2)

Dans FA, le nombre de segments discrets est alors de  $4n$  (figure II.7). Les segments  $S$  sont numérotés dans le sens trigonométrique de 1 à  $4n$ . A chaque segment  $S^i$  (avec  $i=1...4n$ ), on associe un intervalle angulaire,  $\delta^i$ . Par construction, les  $\delta^i$  ne sont pas tous identiques. La **précision angulaire** de l'opérateur est définie comme la largeur angulaire maximale des  $\delta^i$ ,  $i=1...4n$ . Ici, les largeurs maximales sont obtenues autour des directions de code  $(n+1)$  et  $(2n+1)$ .

Néanmoins, la largeur de chaque  $\delta^i$  peut être calculée. Pour un segment  $S$  du premier octant, on définit les points d'intersection avec la fenêtre de taille  $(2n \times 2n)$ ,  $P_{\text{sup}}(x_{\text{sup}}, y_{\text{sup}})$  et  $P_{\text{inf}}(x_{\text{inf}}, y_{\text{inf}})$  (figure II.8). Si  $P(0,0)$  est le centre de la fenêtre FA, alors  $D_{\text{sup}}$  (respectivement  $D_{\text{inf}}$ ) est la droite définie par les points  $P$  et  $P_{\text{sup}}$  (resp.  $P_{\text{inf}}$ ).

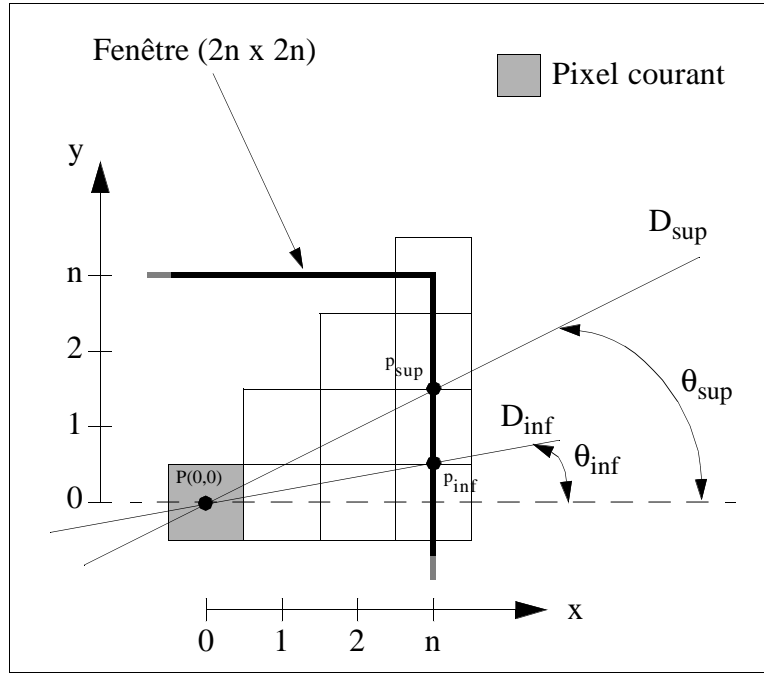


Figure II.8: Définition de l'intervalle angulaire pour un segment donné (N=7;n=3)

La droite  $D_{sup}$  (resp.  $D_{inf}$ ) définit l'angle  $\theta_{sup}$  (resp.  $\theta_{inf}$ ). La largeur de l'intervalle  $\delta$  est alors  $(\theta_{sup}-\theta_{inf})$ .  $\theta_{sup}$  et  $\theta_{inf}$  sont donnés par l'équation II.5 (les valeurs  $x$  ne sont jamais égales à 0 par construction).

$$\begin{aligned}\theta_{sup} &= \text{atan}\left(\frac{y_{sup}}{x_{sup}}\right) \\ \theta_{inf} &= \text{atan}\left(\frac{y_{inf}}{x_{inf}}\right)\end{aligned}\tag{Eq. II.5}$$

Le choix de la taille de la fenêtre d'analyse influe sur la précision angulaire de l'opérateur. Nous verrons ultérieurement l'évolution de la précision en fonction de la taille de FA et comment, dans certains cas, obtenir une précision angulaire de mesure inférieure à la résolution de l'opérateur.

### 2.2.2 - Détermination de l'orientation de la fenêtre de filtrage

L'orientation locale d'un motif, contenu dans le code du segment sélectionné, fournira l'orientation de la fenêtre de filtrage. L'homogénéité sera le critère de comparaison entre tous les segments. Le segment choisi,  $S_{min}$ , est le segment qui minimise le critère d'homogénéité. Les critères peuvent être de deux natures différentes; soit géométriques basés sur une répartition spatiale des intensités des pixels par segment, soit statistiques basés sur des grandeurs caractéristiques de l'histogramme des niveaux de gris par segment.

Nous avons envisagé quatre critères: un spatial, basé sur le calcul du gradient directionnel et trois statistiques, l'étendue, l'écart absolu moyen et la variance des niveaux de gris dans les segments.

Soit FA, la fenêtre d'analyse de taille  $N \times N$ , nous utilisons les notations suivantes:

- \*  $S^i$  le segment discret de direction  $i$ ,  $i \in [1; 4n]$ ;
- \*  $\{X_j^i\}$  l'ensemble des valeurs de  $S^i$ ,  $j \in [1; N]$ ;
- \*  $X_{(j)}^i$  la  $j^{\text{ième}}$  statistique d'ordre de  $\{X_j^i\}$ .

Pour un segment  $S^i$ , les critères statistiques proposés sont:

p . L'étendue:

$$E^i = X_{(N)}^i - X_{(1)}^i \quad (\text{Eq. II.6})$$

p . L'écart absolu moyen:

$$\eta^i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |X_j^i - \mu^i| \quad (\text{Eq. II.7})$$

$$\text{Avec } \mu^i, \text{ la moyenne définie par } \mu^i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j^i \quad (\text{Eq. II.8})$$

p . La variance:

$$\text{VAR}^i = \left[ \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N X_j^{i^2} \right] - \mu^{i^2} \quad (\text{Eq. II.9})$$

Le critère spatial est défini par:

p . Le gradient:

$$g^i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N a_j X_j^i \quad (\text{Eq. II.10})$$

Les coefficients  $a_j$  correspondent aux coefficients de l'opérateur dérivatif de Deriche que nous tronquons à  $N$  [DEM-93]. Par la suite, quel que soit le contexte, nous prendrons systématiquement le paramètre d'échelle égal à 1.

Un des critères précédents étant choisi, on note  $C_{i=1...4n}$  les valeurs du critère dans chacun des segments. Alors le segment  $S_{\min}$  est défini suivant le schéma de principe suivant:

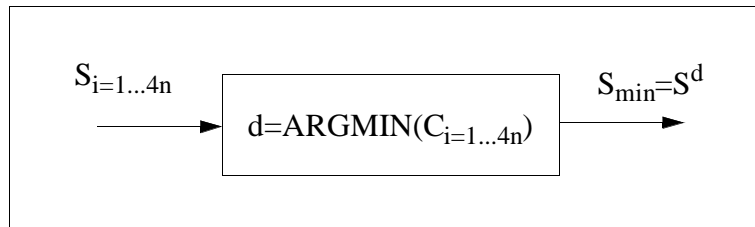


Figure II.9: Sélection du segment d'homogénéité maximale

La comparaison des différents critères est vue ultérieurement dans l'étude des performances de l'estimation d'orientation.

### 2.2.3 - Détermination de la largeur de la fenêtre de filtrage

D'une manière générale, l'amélioration des performances en réduction de bruit requiert une augmentation de la taille de la fenêtre de filtrage. Ceci entraîne une dégradation potentielle des structures dans l'image. Cet effet peut être atténué en utilisant un filtrage directionnel. Cependant, dans les zones stationnaires, un filtrage utilisant une fenêtre 2D permet d'obtenir un lissage du bruit plus marqué.

Dans notre approche, nous proposons une adaptation de la largeur de la fenêtre de filtrage (FF) en fonction du contexte local. Dans les zones stationnaires, il est préférable de favoriser la réduction de bruit par la sélection de la plus grande fenêtre (i.e.  $FF=FA$ ). Dans les zones de transition, c'est la préservation des structures qui est privilégiée par la sélection de la fenêtre de filtrage directionnelle (i.e.  $FF=S_{min}$ ).

Dès lors, il faut définir un critère qui permette d'effectuer la classification en zones stationnaires ou non-stationnaires. Dans [PRE-88], le critère est basé sur la surface minimale occupée par un motif. D'autres opérateurs adaptatifs ont été développés autour de la même idée tels que le filtre à moyenne tronquée adaptative utilisé dans [RES-88] ou le filtre à moyennes adaptatives utilisé dans [POM-84]. Néanmoins, ces critères possèdent l'inconvénient de ne pas avoir de contrainte sur l'organisation spatiale des niveaux de gris et des configurations très différentes donnent des résultats similaires (figure II.10).

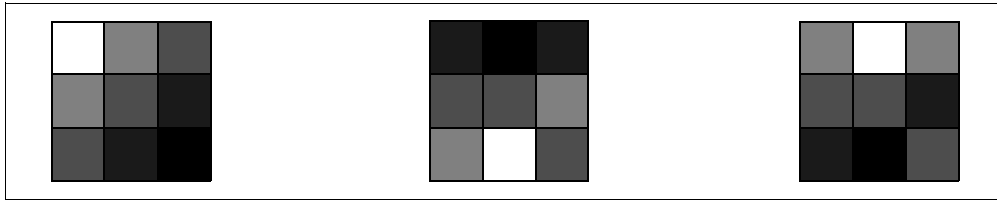


Figure II.10: Exemple de géométries différentes pour des grandeurs statistiques identiques

Zamperoni [ZAM-92b] [ZAM-93] propose de caractériser l'organisation spatiale par un paramètre d'anisotropie. Une zone homogène est caractérisée par une faible anisotropie et par opposition, une zone de transition par une anisotropie plus forte. Conformément à ce qui est proposé dans [ZAM-92b], nous construisons un degré d'anisotropie  $\alpha$  ayant les propriétés suivantes:

- (i)  $0 \leq \alpha \leq 1$ ;
- (ii) Pour  $\alpha=0$ , Isotropie parfaite (plateau, motif isotrope);
- (iii) Pour  $\alpha=1$ , Anisotropie parfaite (segment d'un pixel de largeur);

Le degré d'anisotropie retenu est une version modifiée de ceux proposés dans [ZAM-92b]. Nous utilisons, non plus les directions principales du maillage mais tous les segments discrets considérés pour l'estimation de direction.

Soit  $A^i$ ,  $i \in [1;4n]$ , la valeur moyenne des niveaux de gris dans le segment  $S$

Soit  $A_M = \text{MAX} \{A^i\}$  pour  $i \in [1;4n]$ ;

Soit  $A_m = \text{MIN} \{A^i\}$  pour  $i \in [1;4n]$ ;

Soit  $\Delta = A_M - A_m$ ;

Soit  $\mu = (A_M + A_m)/2$ ;

Le degré d'anisotropie initial est une distance de Canberra définie par:

$$\alpha = \frac{\Delta}{2\mu + \varepsilon} \quad \text{avec } \varepsilon \text{ petit} \quad (\text{Eq. II.11})$$

Ce degré est construit pour être plus sensible aux valeurs faibles de niveau de gris moyen qu'aux valeurs fortes. En suivant la même démarche mais en rendant  $\alpha$  symétrique pour atténuer la sensibilité par rapport au niveau de gris moyen dans la fenêtre, nous proposons d'utiliser le critère suivant [VIL-93a] sur une image codée sur (NG+1) niveaux:

$$\alpha = \text{MAX} \left[ \frac{\Delta}{2\mu + \varepsilon}, \frac{\Delta}{2\text{NG} - 2\mu + \varepsilon} \right] \quad \text{avec } \varepsilon \text{ petit} \quad (\text{Eq. II.12})$$

Nous allons détailler les caractéristiques de  $\alpha$  en fonction des propriétés requises.

#### Propriété (i)

La propriété (i) se vérifie simplement par la construction même du degré  $\alpha$ .

#### Propriété (ii)

La propriété (ii) est respectée naturellement pour les zones d'égale intensité. Pour certaines configurations locales, le degré  $\alpha$  retourne des valeurs faibles ou nulles. Pour le disque, figure II.11.a,  $\alpha$  est faible. Pour le carré, figure II.11.b,  $\alpha$  est nul. Nous mentionnerons aussi le cas d'une rampe qui retourne un degré  $\alpha$  nul.

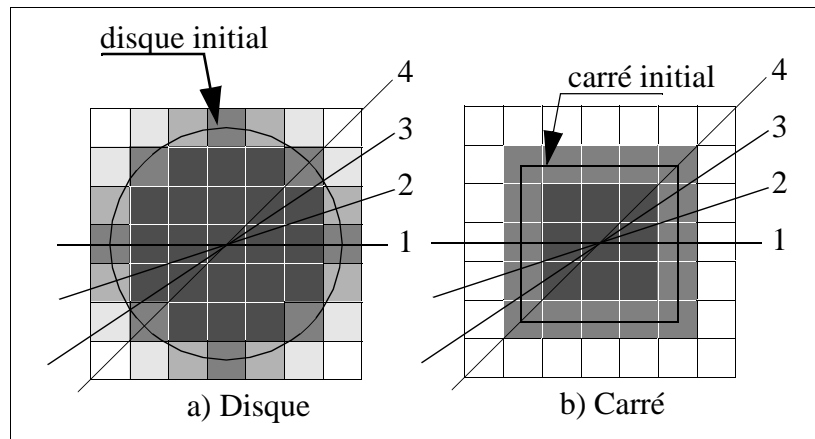


Figure II.11: Différentes formes de degré d'anisotropie faible (N=7)

Beaucoup de travaux ont été effectués en géométrie discrète afin de mieux caractériser les formes présentes dans les images numériques [CHA-91]. Cependant, dans notre cas, une

caractérisation locale plus fine n'est pas nécessaire puisque l'objectif du degré  $\alpha$  est la classification en structures anisotropes et isotropes. La distinction précise entre anisotropie 'faible' et 'très faible' n'est pas indispensable. Nous n'approfondirons donc pas davantage la caractérisation de l'anisotropie locale.

La propriété (iii) se vérifie facilement dans le cas d'images binaires lorsque l'on est en présence d'un segment.

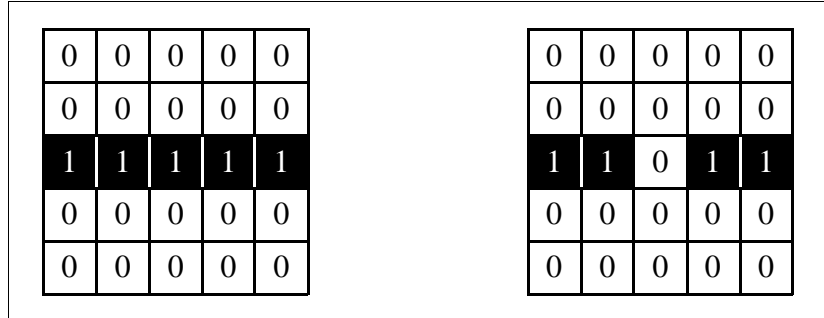


Figure II.12: Configuration d'anisotropie maximale ( $N=5, \alpha=1$ )

Pour les images à niveau de gris, la propriété (iii) est vérifiée pour les valeurs extrêmes (0 ou NG pour les images à (NG+1) niveaux).

La figure II.13 montre que la sensibilité est plus grande pour les valeurs extrêmes que pour les valeurs centrales. Cela signifie, qu'à géométrie identique, le degré ne retournera pas les mêmes valeurs suivant le niveau de gris milieu local  $\mu$ .

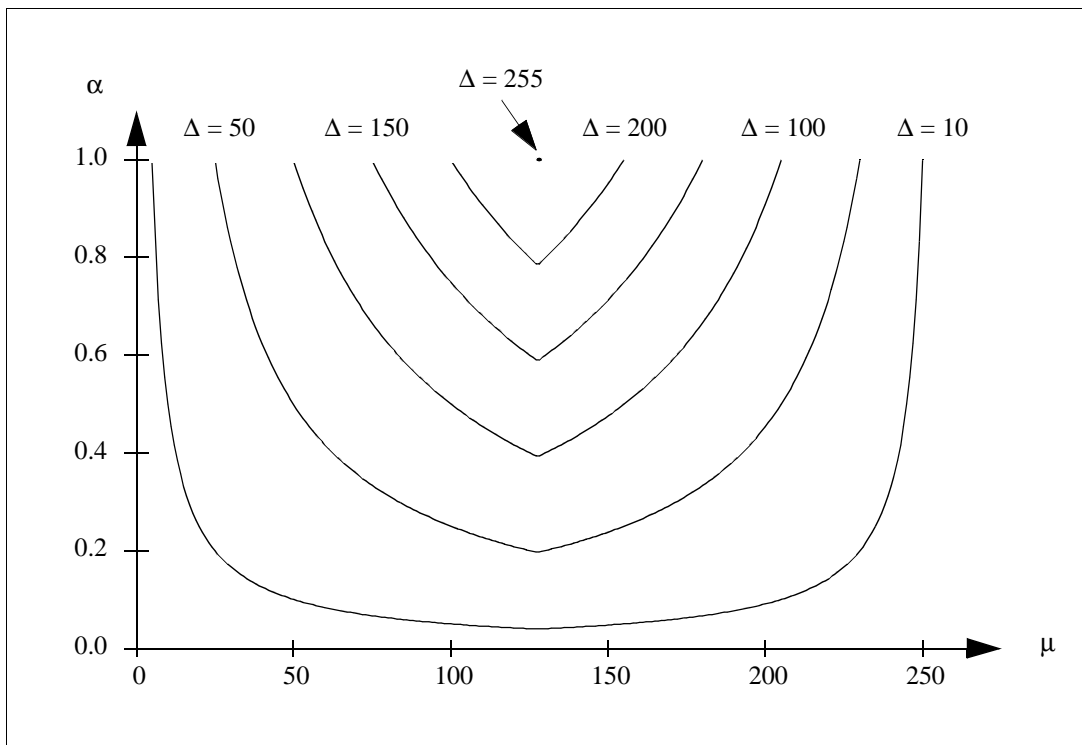


Figure II.13: Sensibilité de  $\alpha$  en fonction de  $\mu$  et  $\Delta$

p - Transition entre régions

Les transitions entre régions sont anisotropes et conduisent à des valeurs du degré  $\alpha$  qui peuvent aller de *faibles* à *fortes* suivant la configuration locale. Dans le cas binaire, les valeurs sont du même ordre de grandeur que pour les objets fins. Alors que dans les images à niveaux de gris, une rampe donne un degré  $\alpha$  *faible*. Ces cas sont synthétiques et leur nombre dans les images naturelles est faible. Les transitions retournent alors des valeurs de  $\alpha$  plus centrées sur une anisotropie *moyenne* (figure II.14).

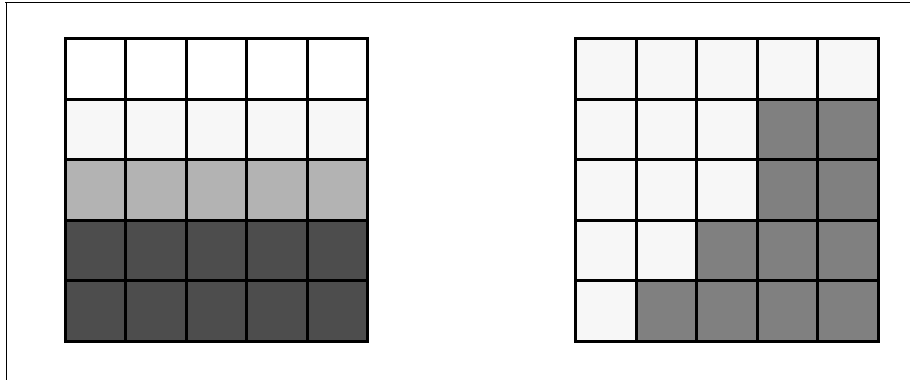


Figure II.14: Configuration d'anisotropie moyenne

p - Classification des anisotropies

Le degré d'anisotropie est un critère qui dépend du contraste moyen de l'image. La prise de décision ne peut se faire localement. La classification est donc réalisée à partir de l'histogramme des degrés d'anisotropie. Dans le cadre des images naturelles, cet histogramme est continu et la classification ne peut se faire par un simple seuillage qui engendrerait des erreurs de classification autour du seuil choisi. Vis-à-vis de la conservation des transitions et des structures fines, la classification devra préserver, même à tort, des points d'anisotropie *faible*! Pour cela, nous utiliserons la méthode de la variance inter-classe à deux seuils [OTS-79] [ZEB-88]. Cette pré-classification retourne trois classes caractérisant l'anisotropie *faible*, *moyenne* et *forte*. Pour conserver au mieux les structures, la classe *moyenne* sera fusionnée avec la classe *forte* anisotropie. Les classes resultantes sont *faible* et *forte*. L'adaptation de FF est réalisée suivant le schéma de principe de la figure II.15.

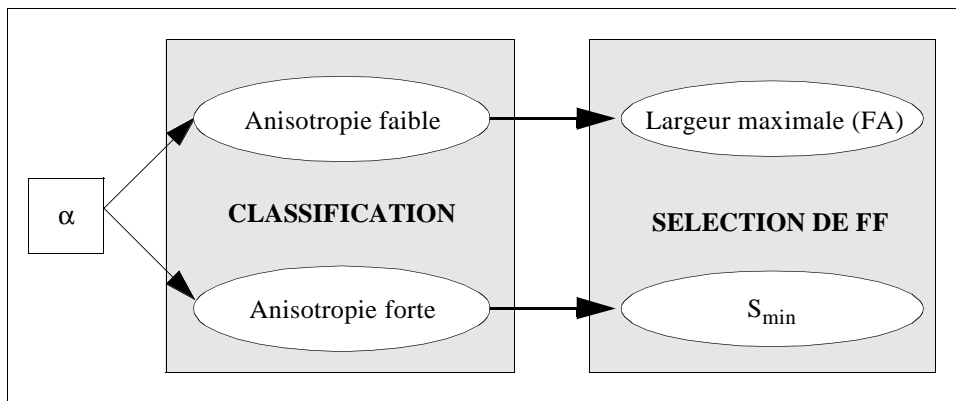


Figure II.15: Principe de l'adaptation de la taille de FF



### 2.3 - Etage de filtrage

Le filtrage s'effectue dans FF sélectionnée par l'étage de décision (figure II.15). La structure du filtrage choisie est un filtre d'ordre. Pour une taille de filtre  $N (=2n+1)$ , on choisit un jeu de coefficients  $c_{i=-n \dots n}$  donnés par l'équation II.13.

$$c_{n+1+i} = A \cdot \left(1 - \frac{|i|}{\lambda n}\right) \quad \text{si } |i| \leq \lambda n \text{ pour } i=-n \dots n \quad (\text{Eq. II.13})$$

$$= 0 \quad \text{sinon}$$

$$\text{Avec } A^{-1} = \sum_{|i| \leq \lambda n} \left(1 - \frac{|i|}{\lambda n}\right)$$

Un éventail de filtres d'ordre allant du filtre médian ( $\lambda=0$ ) au filtre moyennneur ( $\lambda=\infty$ ) est obtenu. Ce qui permet de s'adapter à la distribution du bruit dans le cas de la sélection de la fenêtre maximale.

### 3 - CONCLUSION

L'étape d'adaptation de la largeur de la fenêtre peut être occultée en prenant  $FF=S_{\min}$ . Dans ce cas, le filtre est dit directionnel uniquement (FOD). Avec l'adaptation de la largeur de la fenêtre de filtrage, le filtre est dit directionnel adaptatif (FODA).

Dans le cas du filtrage directionnel, le choix des coefficients de filtrage dépend de la distribution des niveaux de gris à l'intérieur du segment de plus grande homogénéité. Par la réalisation de la contrainte d'homogénéité, la distribution des niveaux de gris initiale est modifiée. Nous verrons dans quelle mesure par l'étude des propriétés et des performances de l'opérateur.

Dans les chapitres suivants, nous étudierons les propriétés géométriques et les performances en réduction de bruit du filtre d'ordre directionnel adaptatif.

## ***CHAPITRE III***

---

### ***PARTITIONNEMENT ET ESTIMATION D'ORIENTATION***

## 1 - INTRODUCTION

Dans ce chapitre, nous verrons certaines propriétés et performances liées au partitionnement de la fenêtre d'analyse et plus particulièrement à l'estimation d'orientation calculée à partir de différents critères d'homogénéité. Cette étude permettra de définir les caractéristiques et les domaines d'utilisation propres à chaque critère proposé.

## 2 - PRECISION ANGULAIRE

Le partitionnement approxime les motifs par des segments de droite discrets. Par le code de la direction retourné, nous avons une estimation locale de l'orientation. Pour une fenêtre d'analyse FA de taille  $N=2n+1$ , la précision angulaire de l'opérateur est définie par la largeur angulaire maximale des intervalles  $\delta^i$ ,  $i=1...4n$  (Chap. II, § 2.2.1).

A une taille donnée, les largeurs minimales des intervalles,  $\delta^i$ , sont obtenues pour les segments diagonaux et les valeurs maximales pour les segments horizontaux et verticaux. L'évolution de leurs valeurs en fonction de  $N$  est illustrée par la figure III.1. En admettant que le segment choisi soit le segment correct par rapport à l'orientation d'une structure, la direction ne sera fournie qu'à un intervalle près. Cet intervalle est représentatif de la précision de l'opérateur pour une taille donnée. Par convention, on pourra attribuer la valeur milieu avec plus ou moins une demi-largeur d'intervalle.

Pour les petites tailles de fenêtre, une erreur de codification entraîne une erreur importante à cause de la largeur de l'intervalle. L'augmentation lente de la précision angulaire pour des tailles supérieures ( $N>9$ ) nous conduit à choisir une taille la plus petite possible en accord avec la résolution désirée afin de diminuer le nombre de segments traités et ainsi le temps de calcul. L'évolution de l'écart-type montre que plus la taille augmente, plus les largeurs des intervalles s'homogénéisent.

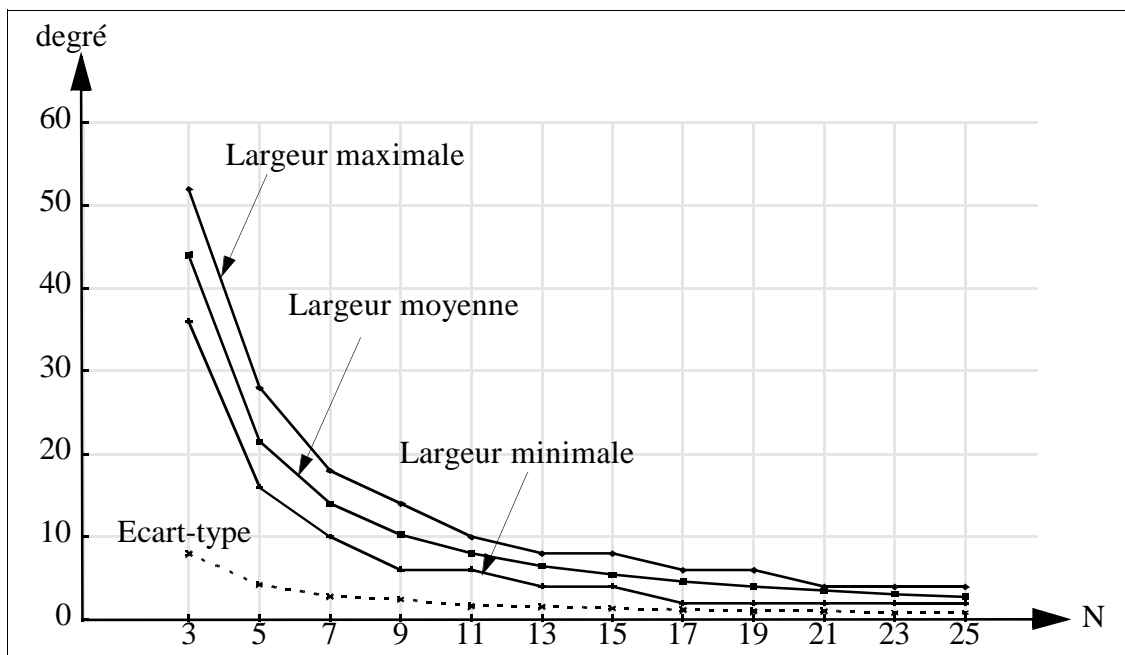


Figure III.1: Evolution de la précision angulaire pour différentes tailles de fenêtre

### **3 - LES CRITERES D'HOMOGENEITE**

Dans ce qui suit, nous étudierons les critères d'homogénéité proposés en présence de zones stationnaires et de zones contenant des structures anisotropes que nous définirons par la suite.

Dans la fenêtre d'analyse FA, de taille  $N \times N$  ( $N=2n+1$ ), l'estimation de l'orientation locale est effectuée par la comparaison de l'homogénéité dans les segments discrets  $\hat{S}$  avec  $i=1 \dots 4n$ . Quatre critères,  $C_i$ , ont été proposés:

p L'étendue des niveaux de gris,  $E^i$

p La variance,  $VAR^i$

p L'écart absolu moyen,  $\eta^i$

p Le gradient,  $g^i$

Nous les comparons sur plusieurs points. Le premier est la mesure de l'effet de réduction de bruit par le simple choix d'une direction de filtrage contrainte sur l'orientation locale. Le second est la mesure de la réjection des artefacts de type impulsif. Le dernier point est la conservation et l'estimation d'orientation de motifs élémentaires dans un contexte bruité.

#### **3.1 - Effet de réduction de bruit par contrainte sur l'orientation locale**

Soit une image constante perturbée par un bruit blanc indépendant et identiquement distribué. La loi de probabilité du bruit dans une fenêtre fixe est identique à la distribution du bruit initial. De même, en considérant l'ensemble des segments définis par l'opérateur directionnel, si la fenêtre de filtrage est choisie de manière aléatoire dans cet ensemble, alors la distribution du bruit reste identique à la distribution parente. La contrainte d'homogénéité maximale crée une dépendance entre les données, ceci induit une modification du bruit initial.

Dans un premier temps, nous estimons expérimentalement la densité de probabilité du bruit à l'intérieur de  $S_{\min}$  pour les différents critères et différents types de bruit. Les modèles de bruit sont définis par une densité de probabilité  $f_{\text{init}}(x)$  (d.d.p) et une fonction de répartition  $F_{\text{init}}(x)$  (ANNEXE B). L'écart-type initial du bruit est  $\sigma_{\text{init}}$ . La d.d.p  $f(x)$  dans  $S_{\min}$  est calculée à partir d'une image stationnaire 512x512. les courbes des figures III.2 à III.4 représentent  $f(x)$  pour  $N=11$  et  $\sigma_{\text{init}}=20$ .

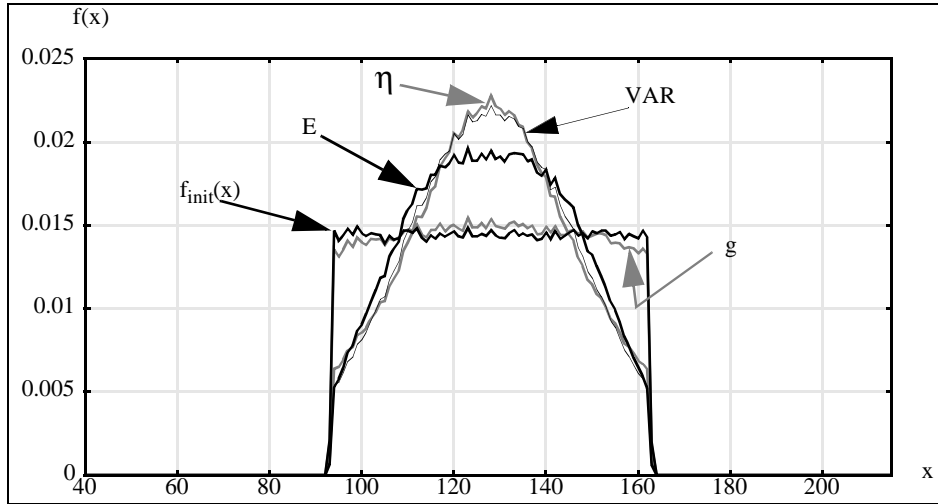


Figure III.2: D.d.p. dans  $S_{\min}$  - Bruit uniforme ( $\sigma_{\text{init}}=20$  et  $N=11$ )

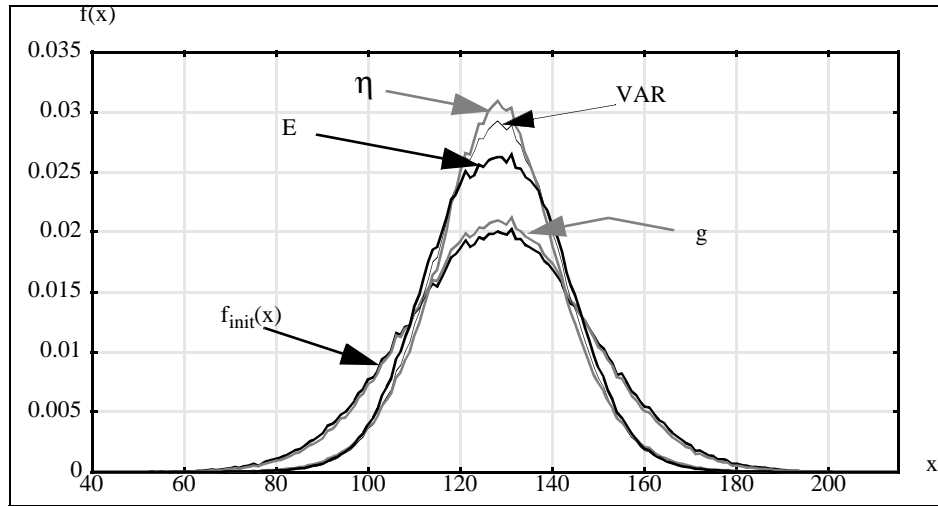


Figure III.3: D.d.p. dans  $S_{\min}$  - Bruit gaussien ( $\sigma_{\text{init}}=20$  et  $N=11$ )

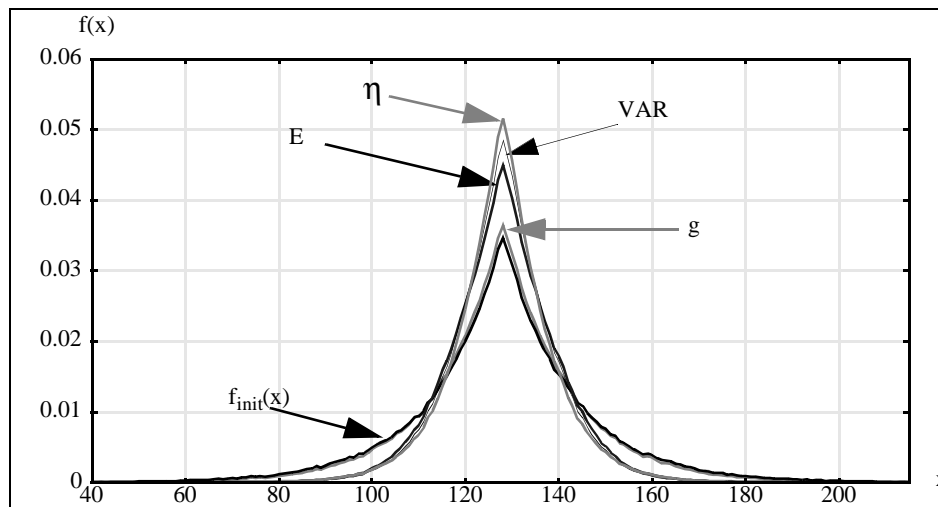


Figure III.4: D.d.p. dans  $S_{\min}$  - Bruit exponentiel ( $\sigma_{\text{init}}=20$  et  $N=11$ )

Pour l'ensemble des d.d.p.  $f(x)$  obtenues, les courbes des figures III.2 à III.4 montrent que le critère spatial  $g$  modifie peu la d.d.p. initiale. Pour les autres critères, le choix d'une direction correspondant à une homogénéité locale maximale, permet d'éliminer les points aberrants.

Afin de quantifier l'effet de réduction de bruit, nous calculons l'écart-type empirique  $\hat{\sigma}_{S_{\min}}$  dans le segment  $S_{\min}$  associé à chacun des critères considérés. Les valeurs de  $\hat{\sigma}_{S_{\min}}$  sont obtenues à partir des bruits initiaux (ANNEXE B) de type gaussien, exponentiel et uniforme avec 5000 échantillons ce qui donne une précision relative de l'ordre de 2% (figure III.5).

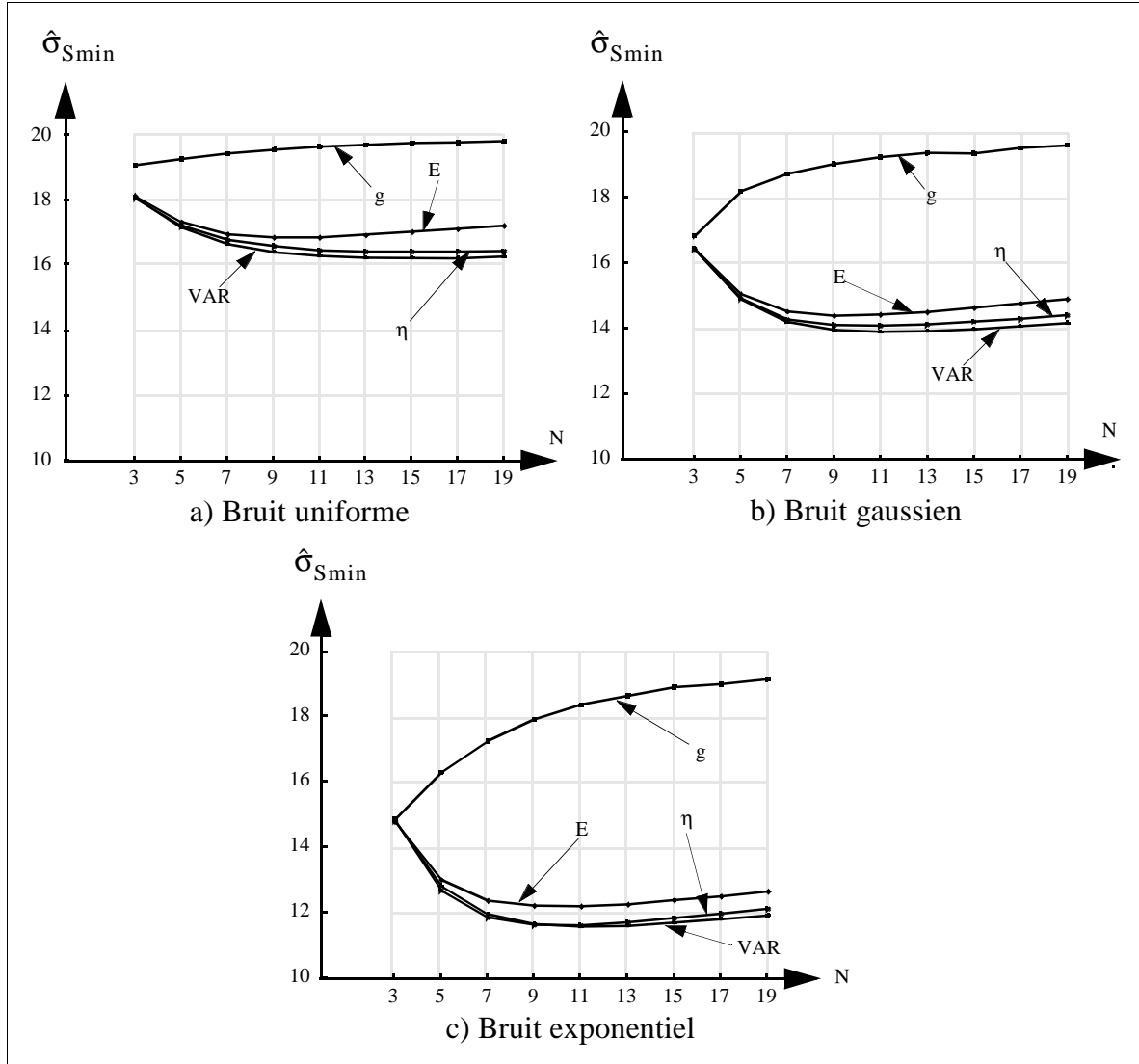


Figure III.5: Ecart-type dans  $S_{\min}$  en fonction de  $N$  avec  $\sigma_{\text{init}}=20$

Quelle que soit la nature du bruit, les courbes indiquent que le critère de gradient est mal approprié. Plus la taille de la fenêtre d'analyse croît, et plus  $\hat{\sigma}_{S_{\min}}$  tend vers  $\sigma_{\text{init}}$ . Le paramètre d'échelle étant fixe et égal à 1, la minimisation du critère  $g$  ne fait intervenir que les pixels proches du pixel central. Alors, les autres pixels ne modifient quasiment pas le critère  $g$ . En conséquence, plus la taille augmente et plus la loi de probabilité dans le segment choisi tend vers la distribution initiale.

La contrainte d'homogénéité calculée à partir des critères de variance, d'écart absolu moyen ou d'étendue permet, sans opération de filtrage, de réduire le nombre de points faux. Sous les mêmes notations qu'au paragraphe 2.2.2 (Chap. II, p. 30), le kurtosis,  $K$ , est le moment d'ordre 4 défini par [DAV-81]:

$$K = \frac{E[(X^i - \mu^i)^4]}{\sigma^4} \quad (\text{Eq. III.1})$$

avec  $\sigma$ , l'écart-type initial  
et  $E[\cdot]$ , l'espérance mathématique.

Le kurtosis caractérise l'étalement de la distribution du bruit. Traditionnellement, le bruit gaussien ( $K=3$ ) représente la transition entre les distributions concentrées et étalées. Le bruit uniforme ( $K=1.8$ ) représente une distribution concentrée et le bruit exponentiel utilisé ( $K=6$ ) une distribution étalée. Ici, on constate que les valeurs minimales (resp. maximales) d'écart-type sont obtenues dans le cas de bruit à caractère exponentiel (resp. uniforme). En terme de variance dans  $S_{\min}$ , la contrainte d'homogénéité est d'autant plus efficace que le bruit possède un kurtosis élevé. En l'absence de structure, l'opérateur tend à éviter les valeurs aberrantes.

Les critères de variance et d'écart absolu sont relativement similaires. Le critère d'étendue donne des écarts-type plus élevés que les deux précédents. Ceci s'explique par le fait que l'on ne tient pas compte de la distribution des valeurs comprises dans l'étendue pour déterminer l'homogénéité. Il est possible d'utiliser la quasi-étendue (et critères dérivés de la quasi-étendue) mais cela nécessite un paramètre de contrôle de la longueur de la quasi-étendue.

Pour ces trois opérateurs, quel que soit le bruit, on observe un minimum de la courbe (autour de  $N=11$ ). Le minimum est plus prononcé pour les distributions initiales ayant un kurtosis élevé. L'agrandissement de la fenêtre augmente la probabilité d'obtenir des valeurs extrêmes dans chaque segment, de ce fait la variance dans  $S_{\min}$  augmente avec la taille du segment.

En conclusion, les courbes présentées montrent que le critère spatial  $g$  n'est pas approprié pour l'estimation d'une homogénéité locale. Quelle que soit la nature du bruit, les courbes de densité de probabilité dans le segment  $S_{\min}$  montrent que  $g$  modifie peu la densité parente. Pour la suite, nous n'utiliserons ce critère que pour confirmer cette conclusion.

Devant la nature complexe des expressions manipulées, nous n'avons pas explicité l'expression analytique des densités de probabilité dans le segment de critère minimal. Cependant quelques éléments sont donnés en ANNEXE A montrant la difficulté de la tâche. C'est pour cette raison que la conclusion précédente est élaborée à partir de l'observation des résultats expérimentaux.

*p - Remarques sur la distribution des directions:*

Les courbes de la figure III.6 expriment la probabilité qu'un segment  $S^k$  soit le segment d'homogénéité maximale dans un contexte stationnaire. La probabilité  $\{S^k = S_{\min}\}$  est constante et égale à  $1/4n$ . Pour le critère  $g$ , les courbes présentent une légère croissance. Cet effet est induit par la comparaison des critères des segments qui se fait par ordre croissant et avec une

inégalité large. A configuration identique, les segments de code élevé sont favorisés.

Les résultats globaux montrent que le choix de la direction est indépendant de la nature et des caractéristiques du bruit initial et tend vers la valeur  $1/4n$  quelle que soit la taille de l'opérateur.

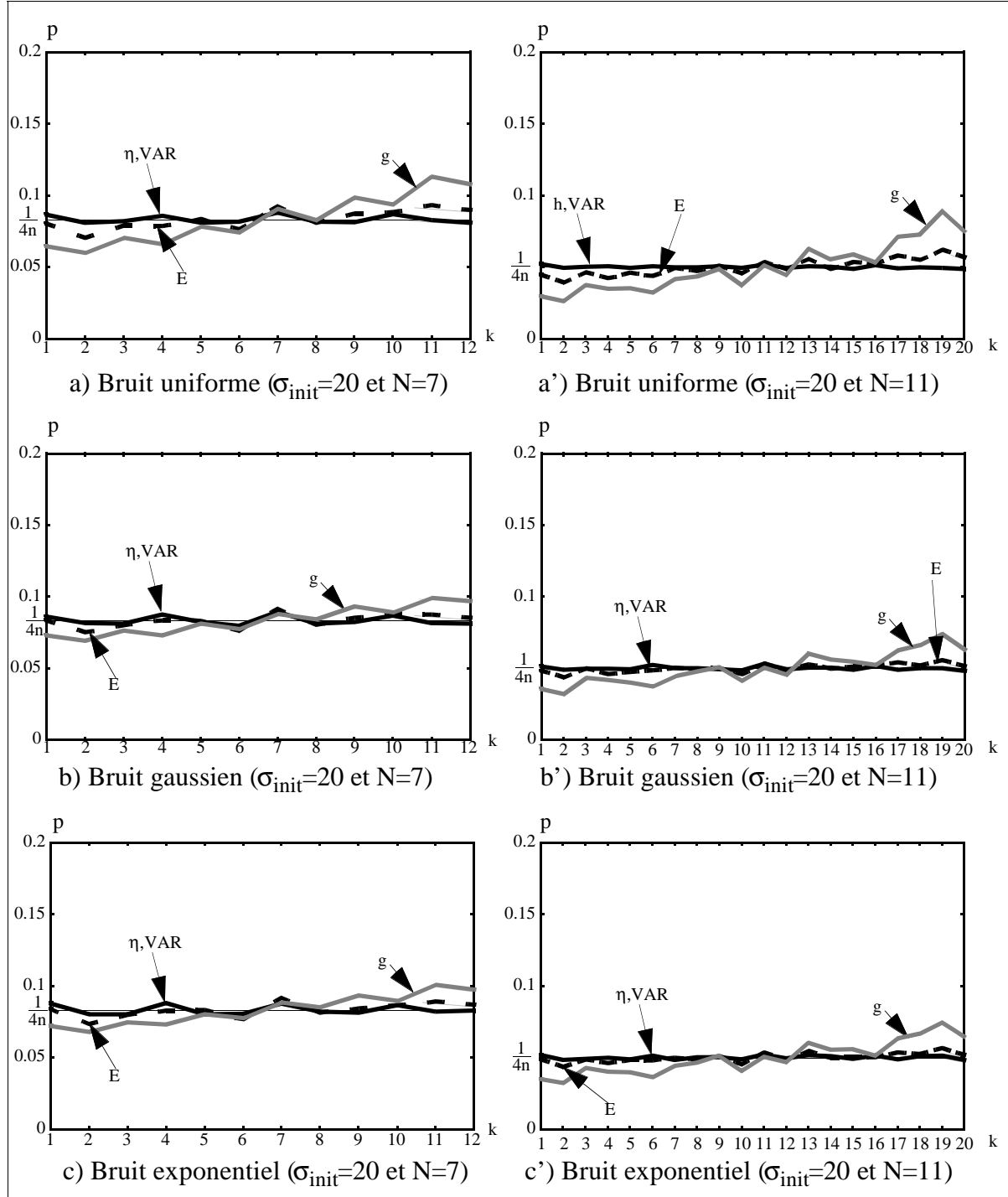


Figure III.6:  $p = \text{Probabilité}\{S^k = S_{min}\}$  pour différents types de bruit ( $N=7$  &  $11$ )



### 3.2 - Réjection intrinsèque des impulsions parasites

Comme nous l'avons souligné auparavant, la distribution initiale est modifiée dans  $S_{\min}$ . Une des conséquences est la diminution de l'écart-type empirique  $\hat{\sigma}_{S_{\min}}$  par rapport à  $\hat{\sigma}_{\text{init}}$ . En terme de réduction de bruit, nous avons vu que la sélection du segment de plus grande homogénéité est plus efficace dans le cas de bruit à distribution étalée que concentrée.

Nous proposons de confirmer cette tendance par l'étude statistique dans le cas d'un modèle simplifié de bruit impulsionnel pour les critères d'étendue, de variance et d'écart absolu moyen. La distribution du bruit est discrète. Les amplitudes des impulsions prennent les valeurs 0 ou A (positif non-nul) avec les probabilités respectives a priori (1-p) et p. Afin de considérer l'impulsion comme un parasite, nous prendrons  $p < 1/2$ .

Avec ce modèle de bruit, les trois critères statistiques étudiés dépendent uniquement du nombre d'impulsions  $N_I$  dans chaque segment. Les expressions de chaque critère s'écrivent en fonction de A et  $N_I$  pour i appartenant à  $[1;4n]$ :

$$p \cdot \text{Etendue}, \quad E^i = \begin{cases} 0 & \text{Si } X_{(N)}^i = X_{(1)}^i \\ A & \text{Si } X_{(N)}^i \neq X_{(1)}^i \end{cases} \quad (\text{Eq. III.2})$$

$$p \cdot \text{Ecart absolu moyen}, \quad \eta^i = \frac{2A(N - N_I)N_I}{N^2} \quad (\text{Eq. III.3})$$

$$p \cdot \text{Variance}, \quad \text{VAR}^i = \frac{A^2(N - N_I)N_I}{N^2} \quad (\text{Eq. III.4})$$

Nous observons l'évolution de chaque critère en fonction du nombre d'impulsions  $N_I$  dans le segment, de la taille N du segment et de l'amplitude des impulsions A (figure III.7). Les valeurs de chaque critère sont symétriques par rapport à  $N/2$ .

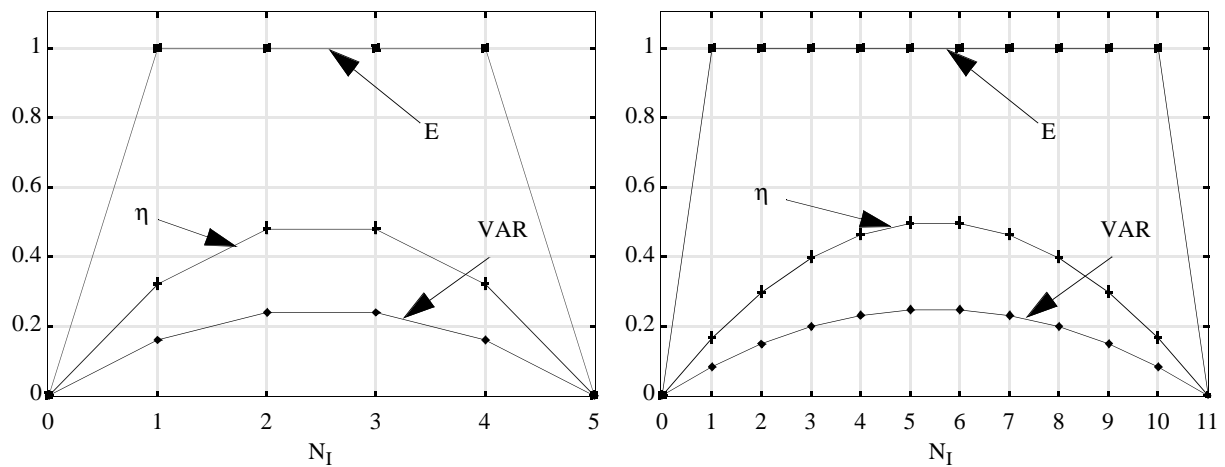


Figure III.7: Evolution des différents critères en fonction de  $N_I$  pour A=1 ( $N=5$  et 11)

Posons:

a, l'évènement "*Il y a une impulsion sur le pixel m du segment  $S^h$* ".

b, l'évènement "*Le segment  $S^h$  est de critère minimal ( $S^h=S_{min}$ )*".

Les indices h et m sont fixés et choisis dans  $[1;4n]$  et  $[1;N]$  respectivement. Par construction, le pixel central est commun à tous les segments. On calcule la probabilité conditionnelle,  $P(a/b)$ , d'apparition d'une impulsion dans un pixel donné appartenant à un segment donné sachant qu'il est minimal ( $S^h=S_{min}$ ) [VIL-93a]. La probabilité conditionnelle  $P(a/b)$  est définie par l'équation III.5.

$$P(a/b) = P(a \cap b) / P(b) \quad (\text{Eq. III.5})$$

On considère que les différents segments n'ont en commun que le pixel central de position r. Le détail des calculs de  $P(a/b)$  pour les trois critères est donné en ANNEXE C. Pour ce modèle impulsif simplifié, le critère de variance est identique au critère d'écart absolu moyen. Nous étudierons, donc, le critère d'étendue et le critère d'écart absolu moyen. Nous avons différencié le cas où le pixel m est différent du pixel central et le cas où le pixel m est le pixel central r. Nous adopterons les notations suivantes:

$P_{e1}$ : Probabilité avec le critère d'étendue et  $m \neq r$

$P_{e2}$ : Probabilité avec le critère d'étendue et  $m = r$

$P_{v1}$ : Probabilité avec les critères de variance et d'écart absolu moyen et  $m \neq r$

$P_{v2}$ : Probabilité avec les critères de variance et d'écart absolu moyen et  $m = r$

p - Paramètres des expérimentations

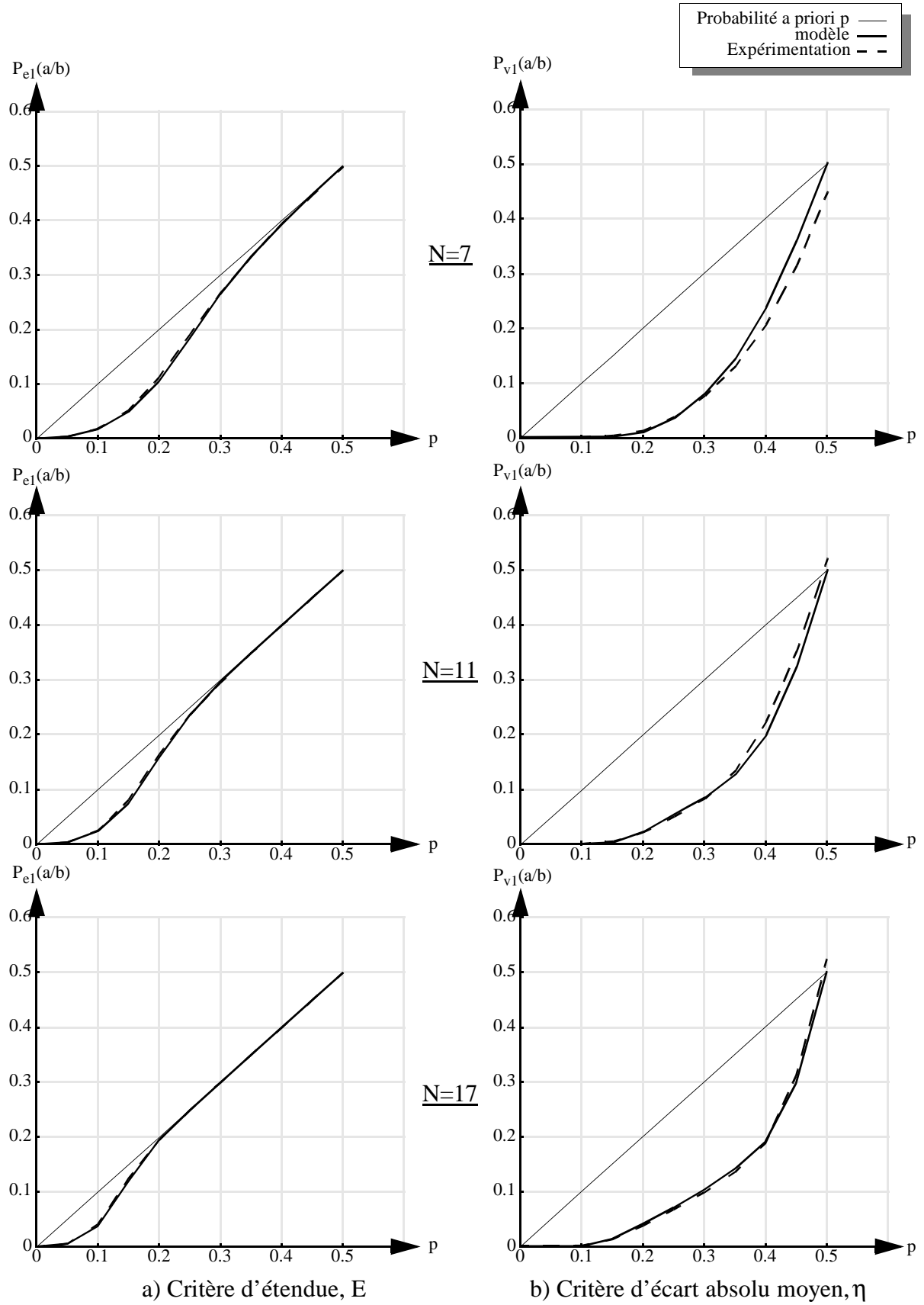
Nous comparons les différents modèles calculés aux cas réels. La taille des échantillons est de 25000 ce qui donne une précision relative inférieure à 1%.

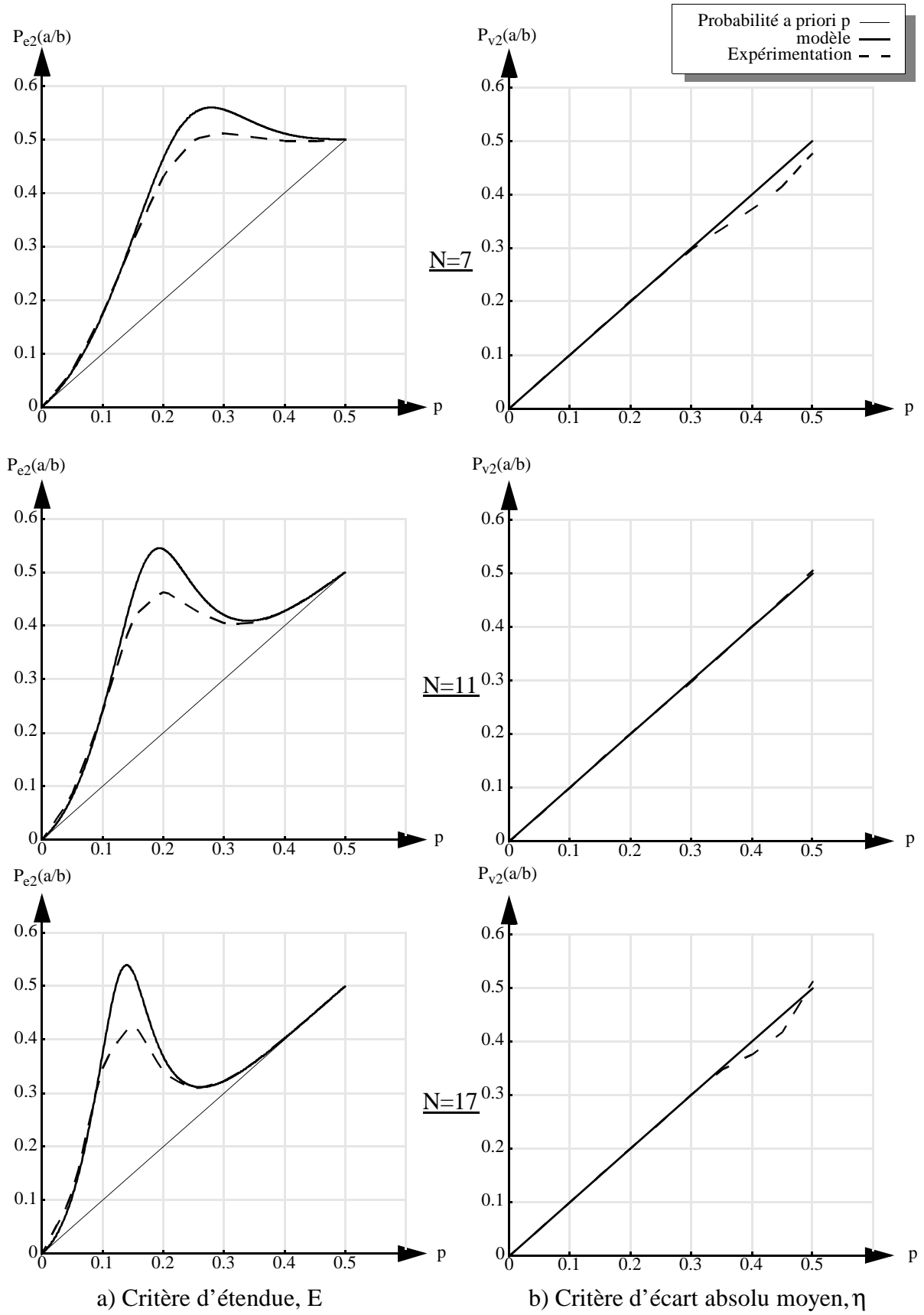
Les courbes des figures III.8 montrent l'évolution de  $P(a/b)$  en fonction de p pour les deux critères avec différentes tailles de filtre (7, 11 et 17) quand le pixel m est différent du pixel central ( $m \neq r$ ). Les courbes des figures III.9 montrent l'évolution de  $P(a/b)$  pour différentes tailles de filtre (7, 11 et 17) quand le pixel m est le pixel central ( $m = r$ ).

De même, nous avons représenté l'évolution de  $P(a/b)$  en fonction de N pour une probabilité p fixée ( $p=0.2$ ). Les courbes de la figure III.11 sont réalisées avec  $m \neq r$  et celles de la figure III.12 pour  $m = r$ .

p - Validité des modèles

Les résultats montrent que les modèles sont valides pour les plages de valeurs étudiées. Les écarts observés sont dus à la construction des segments. En effet, chaque segment possède avec ses deux segments voisins, deux pixels en commun (dont le pixel central). Or, dans le modèle proposé, seul le pixel central est pris en considération pour la facilité du calcul.


 Figure III.8: Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de  $p(m \neq r)$


 Figure III.9: Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de  $p(\mathbf{m} = \mathbf{r})$

$p$  - Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de la probabilité a priori,  $p$

Dans le cas où le pixel  $m$  est le pixel central, les courbes montrent que si le segment  $S$  est de critère minimal, la probabilité d'apparition d'une impulsion sur le pixel  $m$  est inférieure à la probabilité a priori  $p$  (Equations C.5, C.10, C.11 et figure III.10).

En terme de réjection des parasites, le critère d'écart absolu moyen est supérieur à celui de l'étendue. Ceci s'explique par le principe même de calcul de l'étendue qui ne considère que deux résultats possibles, 0 ou A, sans tenir compte du nombre réel d'impulsions dans le segment.

En rappelant les événements:

a: "*Il y a une impulsion sur le pixel  $m$  du segment  $S^h$* ";

b: "*Le segment  $S^h$  est de critère minimal ( $S^h=S_{min}$ )*";

comment la probabilité  $P_{e2}(a/b)$  peut-elle être supérieure à la probabilité a priori pour le critère d'étendue ?

Afin d'expliquer ces dépassements, revenons sur l'expression de  $P_{e2}(a/b)$ :

$$P_{e2}(a/b) = \frac{P(a) \cdot P_{e2}(b/a)}{P(b)} \quad (\text{Eq. III.6})$$

$P_{e2}(b/a)$  est la probabilité conditionnelle que  $S^h$  soit de critère minimal sachant que la fenêtre est centrée sur une impulsion. Or, elle est définie par:

$$P_{e2}(b/a) = P_{e2}(a \cap b) / P(a) \quad (\text{Eq. III.7})$$

Or, sachant que  $p < 1/2$ , on a  $P_{e2}(a \cap b) \approx p$  (Eq. C.6 et figure III.10). Donc de l'équation III.7, avec  $P(a)=p$ , on obtient:

$$P_{e2}(b/a) \approx p / P(a) \approx 1 \quad (\text{Eq. III.8})$$

Cela se traduit par le fait que lorsque la fenêtre est centrée sur une impulsion, tous les segments ont une étendue de A et deviennent de fait de critère minimal.

De l'équation III.6 et III.7, on a:

$$P_{e2}(a/b) \approx p / P(b) \quad (\text{Eq. III.9})$$

L'équation C.2 (figure III.10) montre que  $p \leq P(b) \leq 1$ , donc:

$$p \leq P_{e2}(a/b) \leq 1 \quad (\text{Eq. III.10})$$

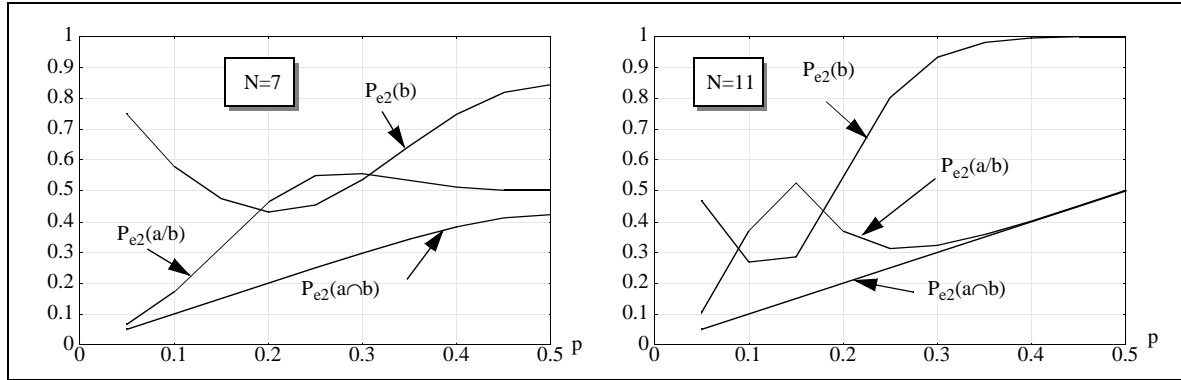


Figure III.10: Evolution des probabilités liées au critère d'étendue avec  $cm=r$  en fonction de  $p$

$p$  - Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de la taille  $N$  ( $m \neq r$ )

Afin de mieux comparer et étudier les caractéristiques des critères, nous proposons d'étudier l'évolution de  $P(a/b)$  en fonction de  $N$ , la taille du filtre, pour une probabilité a priori  $p$  donnée.

La figure III.11 souligne nettement l'effet de la non prise en compte des pixels à l'intérieur des valeurs extrêmes pour le critère E. Cela se traduit par des valeurs de  $P(a/b)$  supérieures à celles du critère  $\eta$  dont la croissance de  $P(a/b)$  est plus faible. Ceci implique que l'utilisation de E doit être limitée à des filtres de taille modérée (dans le cadre de ce modèle).

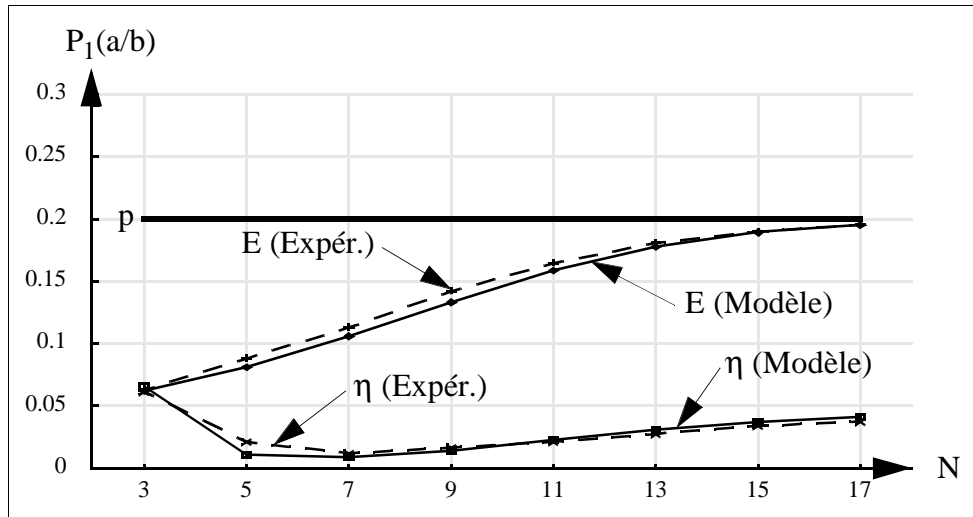


Figure III.11: Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de  $N$  avec  $p=0.2$  ( $m \neq r$ )

$p$  - Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de la taille  $N$  ( $m = r$ )

La figure III.12 illustre la tendance des opérateurs lorsque la fenêtre d'analyse est centrée sur une impulsion. Pour l'étendue, l'explication pour laquelle la probabilité  $P(a/b) > p$  est identique à celle déjà fournie. Dans le cas du critère d'écart absolu moyen, le paragraphe 2.4 de ANNEXE C montre l'indépendance des événements  $a$  et  $b$ .

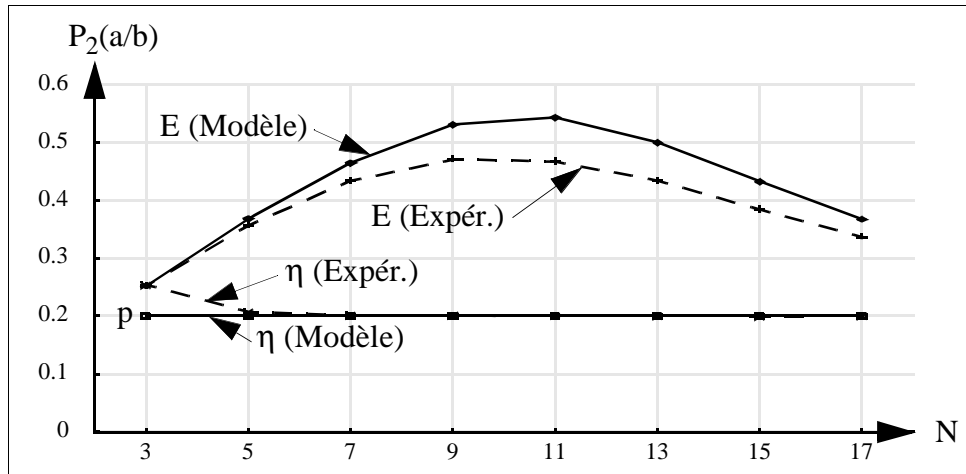


Figure III.12: Evolution de  $P(a/b)$  en fonction de  $N$  avec  $p=0.2$  ( $m=r$ )

#### p - Conclusion sur le modèle impulsionnel simplifié

Le modèle de bruit utilisé est simplifié voire simpliste. Il ne correspond pas à un modèle fiable dans le cas des images numériques en général et plus particulièrement dans le cas des images naturelles. Néanmoins, il permet de fournir des tendances et des caractéristiques plus simples à étudier et à comparer.

Dans ce contexte, des deux critères étudiés, le critère d'écart absolu moyen est beaucoup plus performant que celui d'étendue. Et ce d'autant plus que la taille du filtre est grande. La différence obtenue est liée à la prise en compte directe de tous les pixels dans les segments pour le critère  $\eta$  alors que le critère  $E$  ne prend que les statistiques de rangs minimal et maximal. La même constatation est faite et amplifiée dans le cas où la fenêtre est centrée sur une impulsion. Dans ce cas, pour le critère d'étendue, l'orientation est choisie de manière aléatoire.

### 3.3 - Estimation de l'orientation

Pour le filtrage directionnel et indépendamment du choix des coefficients, la conservation des structures est directement liée à la bonne estimation de l'orientation locale. Dans ce paragraphe, nous allons étudier les performances d'estimation d'orientation de deux types d'opérateurs: les opérateurs directionnels (différenciés par le critère d'homogénéité) et des opérateurs gradient dont nous justifierons l'emploi ultérieurement. Ensuite, nous verrons dans quelle mesure les motifs pourront être préservés après un filtrage directionnel.

Pour cela, nous avons procédé à une expérimentation basée sur des modèles de motifs simples et d'orientation variable[VIL-93c].

### 3.3.1 - Conditions de l'expérimentation

Les motifs utilisés sont:

- L'*échelle*: il représente la transition entre deux régions et est paramétré par son orientation  $\theta_0$  (figure III.13.a)
- Le *palier*: il représente une structure fine et est caractérisé par sa largeur  $L$  et son orientation  $\theta_0$  (figure III.13.b).

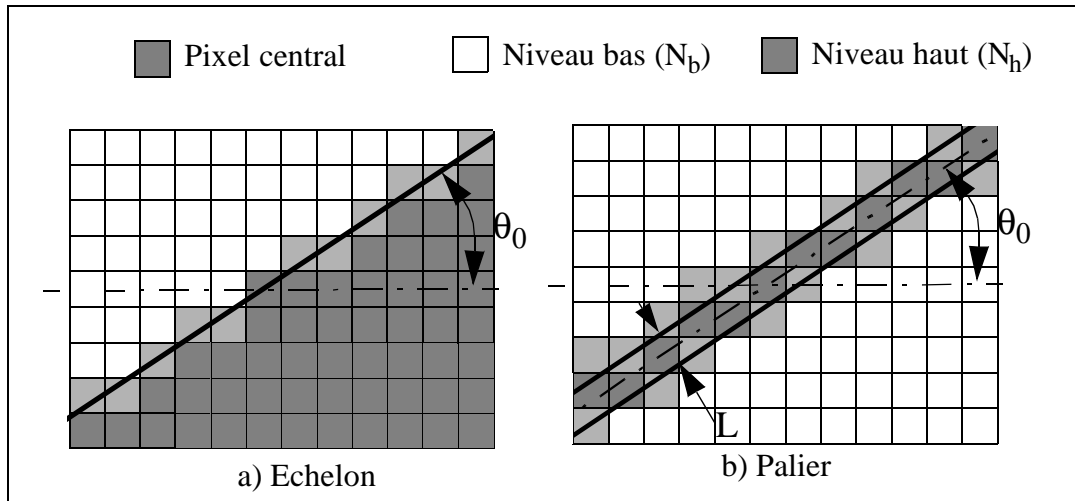


Figure III.13: Modèles géométriques utilisés

L'*échelle* délimite deux zones, l'une d'intensité haute ( $N_h$ ) et l'autre d'intensité basse ( $N_b$ ). Pour un pixel de transition, dont une proportion  $\beta_b$  de sa surface appartient à la zone  $N_b$  et une proportion  $\beta_h$  appartient à la zone  $N_h$ , alors son intensité sera  $\beta_b \cdot N_b + \beta_h \cdot N_h$ .

Le *palier* possède une largeur variable  $L$ , séparant deux zones. Les intensités des pixels des transitions du palier sont calculées de la même façon que pour ceux de l'*échelle*. Dans l'étude proposée, nous nous limitons à une largeur de palier de quelques pixels afin d'obtenir les caractéristiques propres aux objets fins. Si l'on augmentait  $L$ , le cas reviendrait à considérer deux *échelons* parallèles inversés!

Le motif est synthétisé dans une image 128x128. Il est centré exactement sur le centre de l'image. Il est ensuite noyé dans un bruit blanc additif. Le bruit est centré et d'écart-type  $\sigma_{init}$ . Les trois types de bruit sont le bruit gaussien, le bruit uniforme et le bruit exponentiel. L'image  $I$  est alors formée sous le modèle suivant (figure III.14):

$$I = S_u + B, \text{ avec } S_u, \text{ le signal utile.}$$

Le rapport signal/bruit (RSB) est défini, pour les deux motifs, par:

$$RSB = \frac{N_h - N_b}{\sigma_{init}} \quad (\text{Eq. III.11})$$



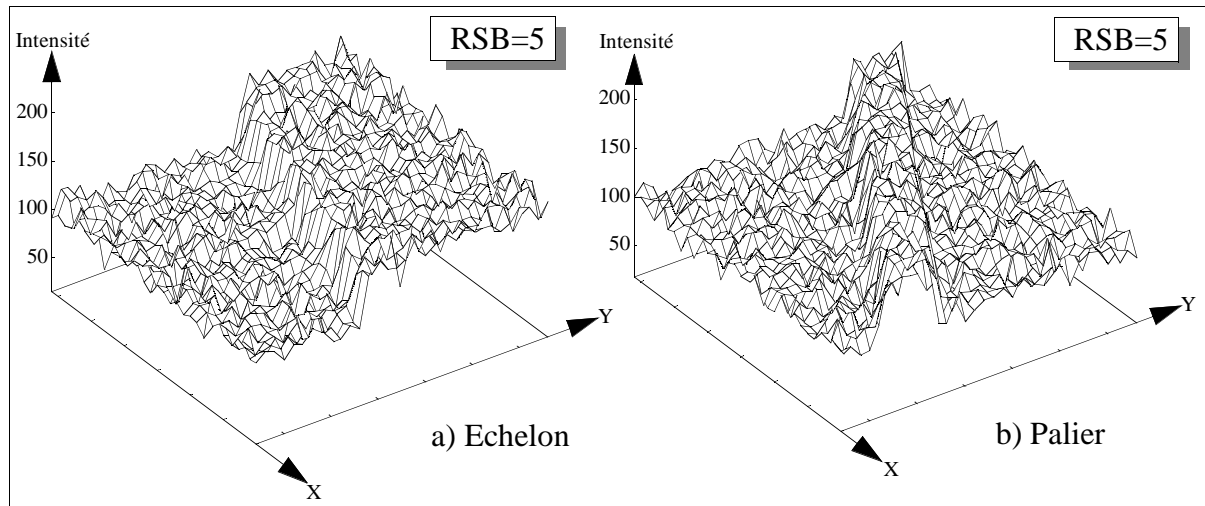


Figure III.14: Modèles géométriques réels avec bruit gaussien ( $N_b=100$ ,  $N_h=150$ ,  $\sigma_{init}=10$ )

Nous avons effectué une série de mesures avec des valeurs de RSB égales à 1, 3 et 5. L'orientation initiale du motif varie de 0 à  $45^\circ$  par pas de  $1^\circ$ . Chaque échantillon est constitué de 10 000 expériences indépendantes. Dans l'étude, nous comparons les quatre critères d'homogénéité (l'étendue E, l'écart absolu moyen  $\eta$ , la variance VAR et le gradient g) avec les trois opérateurs gradient suivants:

- SOB, l'opérateur de Sobel [JAI-89];
- DER, l'opérateur de Deriche [DER-87];
- DERT, l'opérateur de Deriche 2D tronqué à une taille donnée.

Ici, les opérateurs gradient sont utilisés en tant qu'estimateurs de direction. Pour leur choix, nous avons considéré un des plus performants qui est l'opérateur de Deriche, un des plus répandus qui est l'opérateur de Sobel et un opérateur local avec les coefficients de Deriche. Dans ce qui suit, que ce soit pour l'opérateur de Deriche ou sa version tronquée, le paramètre d'échelle est égal à 1.

Pour une expérience donnée, pour un pixel donné de l'image I, on relève d, le code de la direction estimée ainsi que la valeur explicite d'angle,  $\theta_d$ . Pour l'opérateur directionnel,  $\theta_d$  sera la valeur milieu de l'intervalle angulaire défini par d (Chap. II, § 2.2.1).

Les expérimentations étant coûteuses en temps de calcul, nous nous sommes restreints à quelques cas pour les trois valeurs de RSB considérées:

Pour l'échelon

- N=5
- N=11

Pour le palier:

- L=1, N=5
- L=1, N=11
- L=2, N=5
- L=2, N=11

Pour une taille d'opérateur de N, la fenêtre d'observation est limitée à une taille de

$(N+1) \times (N+1)$  axée sur le pixel central. Quelques pixels d'observation sont marqués (figure III.15).

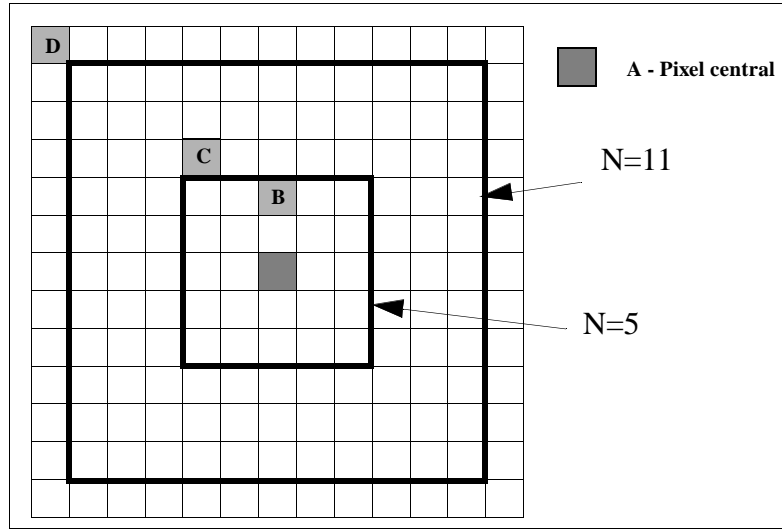


Figure III.15: Pixels et fenêtres de test utilisés

L'objectif est l'étude de la distribution des directions en fonction des caractéristiques des motifs, du bruit et du pixel d'observation. Pour chaque pixel de la fenêtre d'observation, la distribution des directions peut être estimée. Le nombre de données étant important, nous simplifions cette étude en estimant la probabilité de bonne détection ( $P_R$ ) et l'erreur absolue moyenne (EAM) définies par:

- .  $P_R = \text{Probabilité}(d = d_0)$  où  $d_0$  est le code correspondant à  $\theta_0$ ;
- .  $EAM = E[|\theta_d - \theta_0|]$  où  $E$  est l'espérance mathématique.

La quantité de données calculées reste encore très grande. C'est pour cette raison que nous ne pouvons pas être exhaustif dans les résultats présentés et seuls les résultats caractéristiques seront exposés. Nous présentons cette étude en trois parties. Les deux premières présentent la comparaison entre les opérateurs des deux types proposés: directionnel et gradient. Dans la troisième partie, nous comparons l'opérateur directionnel de meilleure performance avec le plus performant des opérateurs gradient, cette performance étant relative à la bonne détection des motifs. Dans ce dernier cas, nous étudierons ces opérateurs dans un contexte différent de leur champ normal d'utilisation comme par exemple:

- Regarder l'évolution d'un opérateur gradient ailleurs que sur une transition;
- Regarder l'évolution d'un opérateur directionnel ailleurs que dans une structure fine.

### 3.3.2 - Estimation d'orientation, opérateurs gradient

Les opérateurs gradient sont utilisés, ici, en tant qu'estimateurs d'orientation. Dans ce contexte, nous comparons les trois opérateurs à partir de l'échelon et uniquement en présence d'une transition (pixel A). Un exemple de résultat est donné par la figure III.16. Un ensemble plus complet de courbes est donné par la planche D.1 en ANNEXE D.

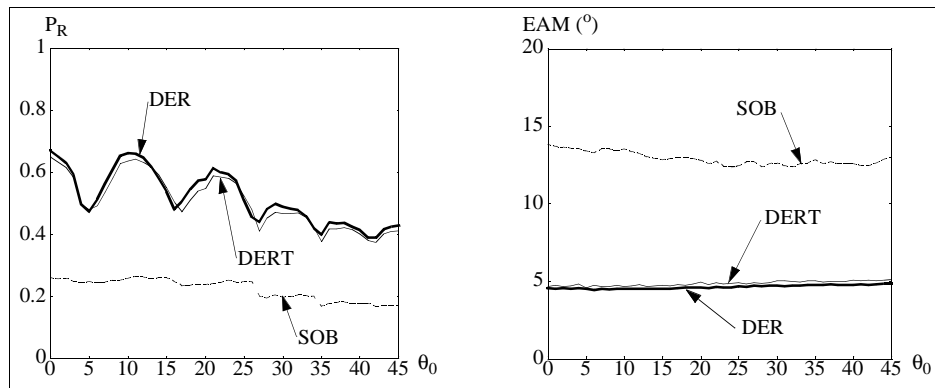


Figure III.16: Comparaison des opérateurs gradient  
ECHELON - bruit gaussien, RSB=3, N=11

Les résultats obtenus montrent que:

- .  $P_R$  et EAM sont peu sensibles à la nature du bruit (séries D.1.a & c);
- . La forme des courbes obtenues reste similaire avec le changement de RSB (séries D.1.b & d);
- . Par construction, les opérateurs DER et SOB sont indépendants de N. Néanmoins, la modification de N entraîne aussi celle du nombre et de la largeur des intervalles angulaires (figure III.1). Les largeurs d'intervalle diminuent avec l'accroissement de N, alors les valeurs de  $P_R$  diminuent.
- . On confirme que plus N augmente et plus l'opérateur DERT tend vers l'opérateur DER.

La même étude a été réalisée sur le pixel B. L'opérateur de Sobel fournit une valeur de  $\mathcal{R}$  voisine de  $1/4n$  et une valeur de l'EAM égale à  $45^\circ$ . Ceci est expliqué par le fait que l'intersection entre la transition et le masque de convolution est quasiment toujours vide. Les valeurs trouvées correspondent à une direction choisie au hasard de manière uniforme entre  $0^\circ$  et  $180^\circ$ . Dans ces conditions, les valeurs de l'EAM sont comprises entre  $0^\circ$  et  $90^\circ$  réparties uniformément, et donc d'espérance  $45^\circ$ .

Pour une orientation et un pixel donnés, il est possible d'établir l'histogramme des directions. Il confirme le résultat précédent pour l'opérateur de Sobel (figure III.17.b). La forme de l'histogramme peut être comparée à celle obtenue sur le pixel A où la transition est détectée (figure III.17.a). Le même résultat est observé pour les autres opérateurs gradient.

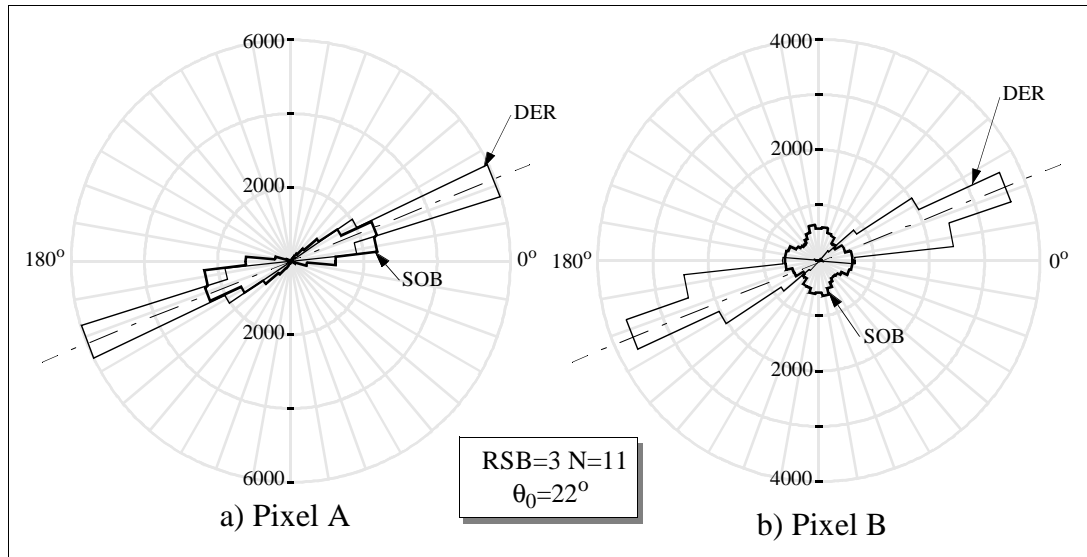


Figure III.17: Histogramme des directions pour un échelon avec un bruit gaussien

Par la suite, on considérera uniquement l'opérateur DER, qui présente de meilleures performances que les deux autres. L'observation des histogrammes de direction pour l'opérateur de Deriche, DER montre qu'il reste précis même dans le cas où il n'est pas sur une transition (figure III.17).

**Remarque:** Les courbes de  $P_R$  sont concaves par morceaux. Les minima sont localisés sur les valeurs frontières entre deux codes. Lors d'une étude pour un angle donné, on prendra soin de se situer sur des valeurs autres que celles-ci.

### 3.3.3 - Estimation d'orientation, opérateurs directionnels

Comme dans le cas précédent, nous étudions les quatre critères d'homogénéité pour l'estimation de l'orientation de structures fines et allongées. Dans ce contexte, la comparaison est effectuée à l'intérieur d'une structure fine (Pixel A pour un palier).

Un exemple de résultat est donné par la figure III.18. Un ensemble plus complet de courbes est donné par les planches D.2 et D.3 en ANNEXE D.

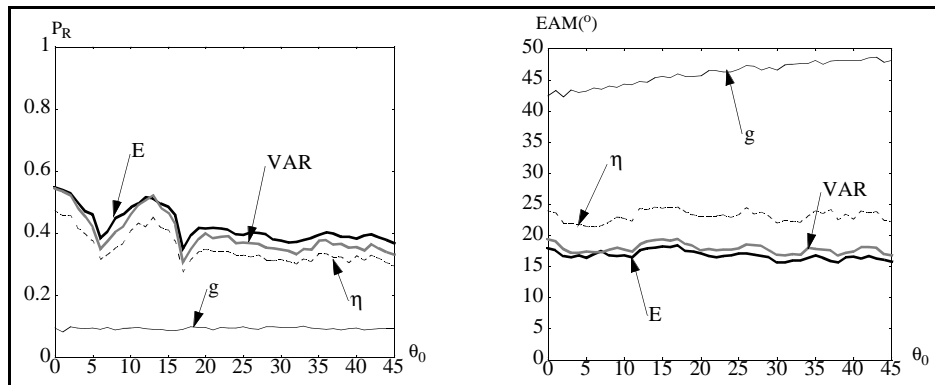


Figure III.18: Comparaison des opérateurs directionnels  
PALIER - bruit gaussien, RSB=3, N=11, L=2

Les résultats montrent que:

- . Quel que soit le bruit, la largeur du palier, les courbes indiquent que l'opérateur  $g$  (critère gradient) sélectionne, dans la majorité des cas, les directions de façon aléatoire. Les valeurs obtenues sont voisines de  $1/4n$  pour  $P_R$  et  $45^\circ$  pour l'EAM (Cf opérateur de Sobel).

- . La forme des courbes obtenues reste similaire avec le changement de RSB (Séries D.2.b, D.2.d, D.3.b et D.3.d);

- . Le changement de taille modifie le nombre et la largeur des intervalles angulaires (figure III.1). Pour les mêmes raisons, évoquées pour les opérateurs gradient, les valeurs de probabilité  $P_R$  diminuent avec l'accroissement de la taille du filtre.

- . Si les critères  $g$  (critère de gradient),  $\eta$  (critère d'écart absolu) et VAR (critère de variance) sont peu sensibles à la nature du bruit, le critère  $E$  (critère d'étendue) y est dépendant. L'étendue ne faisant intervenir que les valeurs extrêmes, il est donc dépendant du nombre de valeurs aberrantes dans l'images.  $P_R$  (resp. EAM) est d'autant plus faible (resp. grande) que le kurtosis du bruit est élevé et ce quelle que soit la largeur du palier (Séries D.2.a, D.2.c, D.3.a et D.3.c). Ceci rejoint la conclusion faite sur la réjection intrinsèque des impulsions. D'une façon grossière, on peut dire que le critère  $E$  est meilleur que les autres pour les bruits plus concentrés que le bruit exponentiel. Pour les bruits à concentration moindre, le critère VAR devient le plus performant car il est moins sensible aux valeurs extrêmes.

- . Dans des conditions difficiles où le RSB vaut 1 (Séries D.2.b, D.2.d, D.3.b, D.3.d), la forme est noyée dans le bruit et les opérateurs ne parviennent qu'une fois sur cinq à déceler correctement l'orientation. Dans le cas plus favorable où le RSB vaut 5, excepté  $g$ , les opérateurs ont des valeurs de  $P_R$  et d'EAM voisines.

- . Pour les pixels C et D (resp.  $N=5$  et  $11$ ), les valeurs de  $P_R$  et d'EAM confirment que la direction est choisie au hasard.

- . Dans un contexte peu bruité, l'information importante est représentée par les transitions, or si  $L$  croît alors les transitions se trouvent éloignées du pixel A. Ceci implique que plus la largeur  $L$  augmente, plus l'erreur augmente. Cependant, le but de l'estimation de l'orientation de motifs fins est leur conservation après un filtrage directionnel. Alors si  $L$  augmente, la zone homogène propre au palier devient aussi plus importante ce qui autorise un intervalle de valeurs acceptables plus grand (figure III.19). Nous reviendrons sur ce cas au paragraphe suivant.

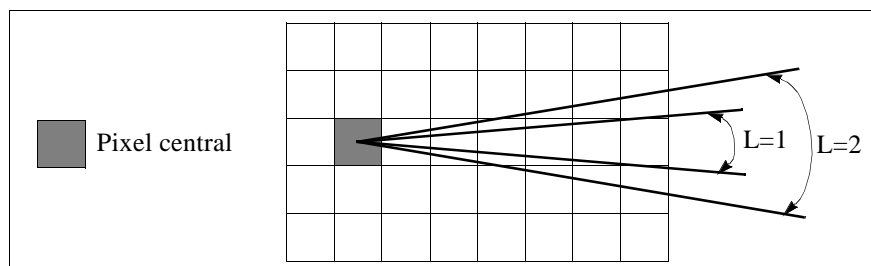


Figure III.19: Intervalle angulaire des valeurs acceptables pour  $\theta_0=0^\circ$

. Hormis l'opérateur basé sur un critère de gradient, les opérateurs possèdent des caractéristiques voisines et leurs réponses sont de formes identiques. Dans ce qui va suivre, nous prendrons en considération les critères  $E$  et  $\eta$  qui ont des valeurs plus éloignées les unes des autres.

Pour la suite, les opérateurs étant peu sensibles à la nature du bruit, nous prendrons en considération un seul type de bruit, le bruit gaussien.

### 3.3.4 - Estimation d'orientation d'un échelon, opérateurs $E, \eta$ et DER

Les courbes relatives à cette partie sont données par la planche D.4. Un exemple de résultats obtenus pour l'erreur absolue moyenne (EAM) est fourni par la figure III.20.

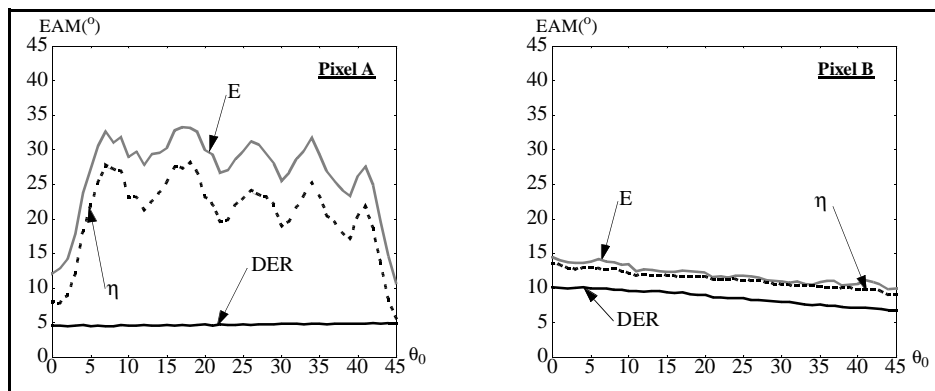


Figure III.20: Comparaison des opérateurs directionnels et de Deriche  
ECHELON - EAM - bruit gaussien, RSB=3, N=11

Pour le **pixel A**, il est normal de constater que l'opérateur DER possède les meilleures performances sur la transition. Ceci est d'autant plus prononcé que le rapport signal/bruit est faible (Séries D.4.a et D.4.b). Cependant, pour les opérateurs directionnels, ni  $R_R$ , ni l'EAM n'atteignent les valeurs correspondant à une direction choisie au hasard. Afin d'affiner l'observation pour un angle fixe, la densité de probabilité (d.d.p.) des directions associée au pixel A est utilisée (figure III.21). Les d.d.p. relatives à  $E$  et  $\eta$  présentent un maximum pour la direction 3 qui correspond à l'intervalle angulaire  $[17^\circ; 26^\circ]$ . Exception faite de ce pic, les deux d.d.p. sont uniformes. Ceci montre que lorsque l'orientation sélectionnée n'est pas correcte, elle est choisie au hasard.

Cette remarque n'est pas valable pour l'opérateur DER qui, même si la d.d.p. associée présente un maximum pour la direction 3, les autres directions ne constituent pas une d.d.p. uniforme. Ceci indique que lorsque l'orientation est inexacte, la valeur choisie est proche de la vraie valeur.

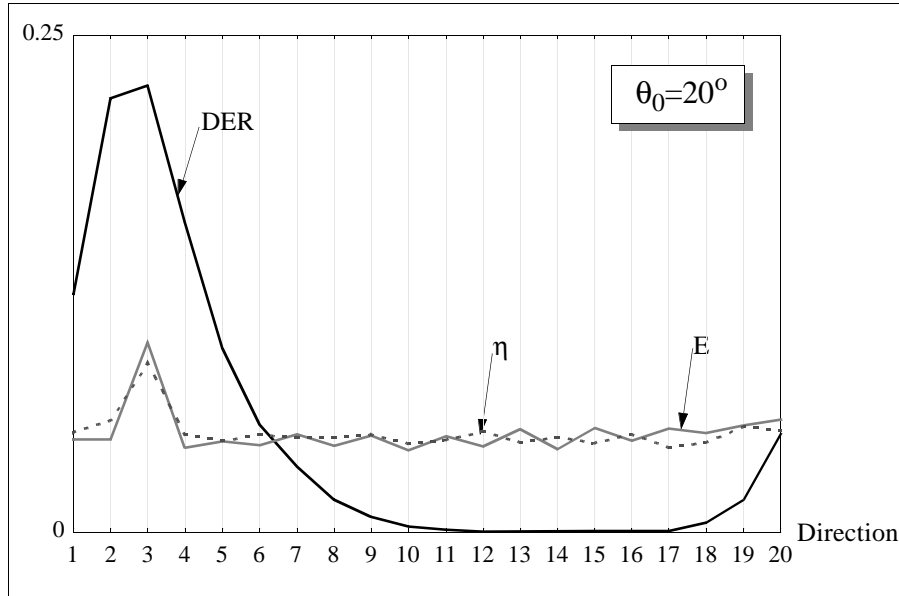


Figure III.21: Densités de probabilité des directions  
**ECHOLON - Pixel A** - Bruit gaussien, RSB=1, N=11

Il est possible de calculer la valeur estimée de l'angle,  $\theta_e$ , avec une probabilité  $P_R$ . Soit  $d$  (i.e  $\theta_d$ ), le code du maximum de la d.d.p. des directions et  $p$ , la probabilité associée. Alors,  $\theta_e$  est défini par:

$$\theta_e = \frac{p_a \theta_a + p_d \theta_d + p_b \theta_b}{p_a + p_d + p_b} \quad (\text{Eq. III.12})$$

avec  $a$  le code défini par  $(d-1)$  modulo  $(4n+1)$   
 et  $b$  le code défini par  $(d+1)$  modulo  $(4n+1)$

Dans le cas de la figure III.21 (RSB=1), on obtient les valeurs suivantes:

- . DER  $\theta_e \approx 20.02^\circ$  avec  $P_R \approx 0.23$
- . E  $\theta_e \approx 20.89^\circ$  avec  $P_R \approx 0.10$
- .  $\eta$   $\theta_e \approx 20.71^\circ$  avec  $P_R \approx 0.09$

En augmentant le rapport signal/bruit,  $\theta_e$  est pratiquement identique aux valeurs précédentes mais avec une probabilité  $P_R$  supérieure:

RSB 3:

- . DER  $P_R \approx 0.58$
- . E  $P_R \approx 0.33$
- .  $\eta$   $P_R \approx 0.46$

RSB 5:

- . DER  $P_R \approx 0.82$
- . E  $P_R \approx 0.49$
- .  $\eta$   $P_R \approx 0.85$

Le critère  $\eta$ , prenant en compte tous les pixels dans chaque segment, est moins sensible aux valeurs aberrantes que le critère E. Pour l'étendue, si le pixel d'observation est une valeur aberrante, nous avons montré que n'importe quelle direction pouvait être sélectionnée (§ 3.2, p. 44). Dans cette situation, le critère E retourne une valeur au hasard et devient moins performant que  $\eta$  (série D.4.b, RSB=5). Sur une transition, les opérateurs directionnels demeurent sensibles aux valeurs aberrantes et moins performants qu'un opérateur gradient.

Dans tous les cas, pour E et  $\eta$ , l'erreur absolue moyenne est calculée à partir de la valeur milieu de l'intervalle angulaire. Les courbes résultantes sont concaves par morceaux et chaque minimum est observé pour les valeurs milieu.

Pour le **pixel B** (Série D.4.c et D.4.d), les opérateurs sont centrés sur un pixel n'appartenant pas à la transition. Plusieurs changements dans les courbes sont constatés. L'opérateur DER devient, pour la probabilité  $P_R$  et l'erreur absolue moyenne, environ deux fois moins performant. Pour les opérateurs E et  $\eta$ , bien que  $P_R$  ait diminuée, l'erreur absolue moyenne est bien moins importante que pour le pixel A. La présence d'une transition proche contraint le choix d'une direction. Si une erreur est commise, elle est bien moins importante que pour le pixel A. L'observation de la réponse des opérateurs à un échelon d'orientation fixe permet de mieux illustrer le propos.

Pour le critère E (même résultat pour  $\eta$ ), l'évolution spatiale de  $P_R$  montre que les valeurs maximales sont atteintes pour les pixels voisins d'une transition (figure III.22.a). Pour l'opérateur gradient DER (figure III.22.b), les valeurs maximales sont obtenues sur la transition (c.q.f.d. !). Ce résultat est plus net sur l'évolution spatiale de l'erreur absolue moyenne (figure III.23). Pour le critère E, ces courbes illustrent l'influence de la discrétisation du motif (apparition de minima et maxima locaux dans les courbes).

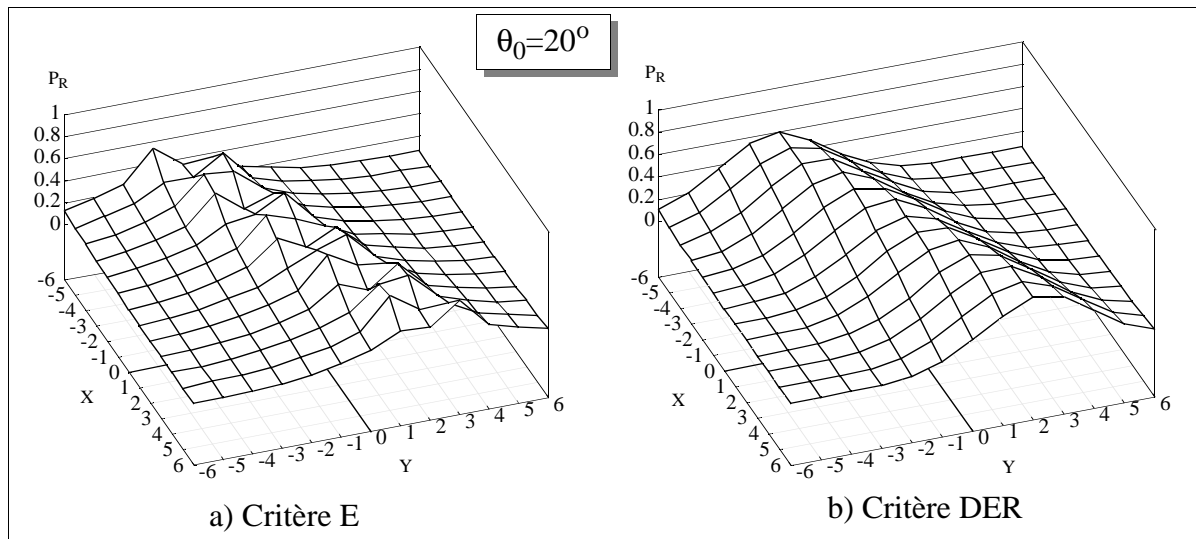


Figure III.22: Evolution spatiale de  $P_R$   
ECHELON - Bruit gaussien, RSB=3, N=11



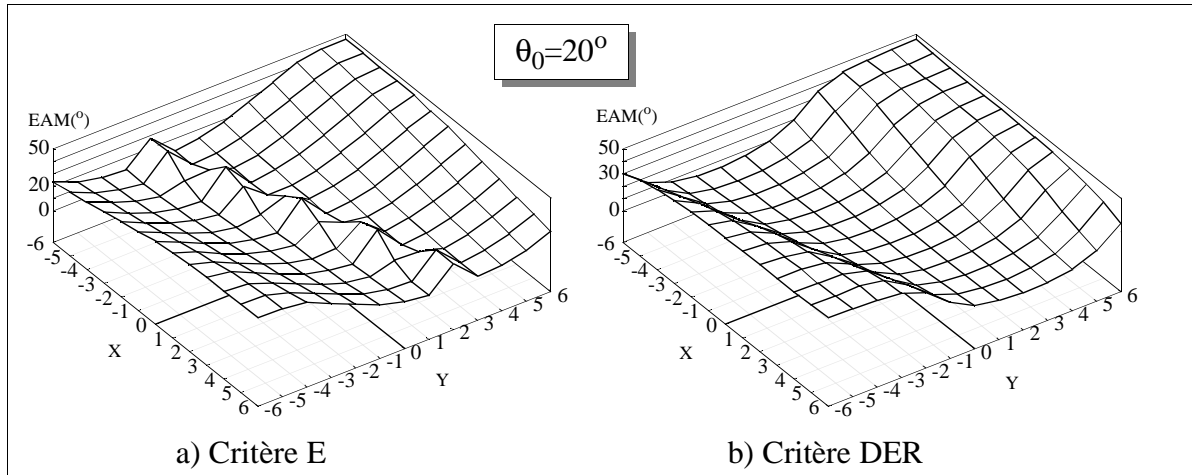


Figure III.23: Evolution spatiale de l'EAM  
ECHELON - Bruit gaussien, RSB=3, N=11

#### p - Discussion

Sur la zone de transition d'un échelon, l'opérateur DER est un meilleur estimateur d'orientation que les opérateurs directionnels. Il faut rappeler que DER est un opérateur gradient et donc prévu pour cette utilisation. Il faudra aussi considérer le paramètre d'échelle qui introduit plus ou moins de lissage, ce qui modifie les caractéristiques obtenues dans notre expérimentation.

Les opérateurs directionnels basés sur un critère d'homogénéité donnent les meilleurs performances sur les pixels voisins d'une transition. Sur la transition, les erreurs commises sont plus importantes et c'est pour cette raison, qu'ils ne seront jamais de bons détecteurs de transitions...

#### 3.3.5 - Estimation d'orientation d'un palier, opérateurs E, $\eta$ et DER

Les courbes relatives à cette partie sont données par les planches D.5 & D.6. Un exemple de résultats obtenus pour l'EAM est fourni par la figure III.24.

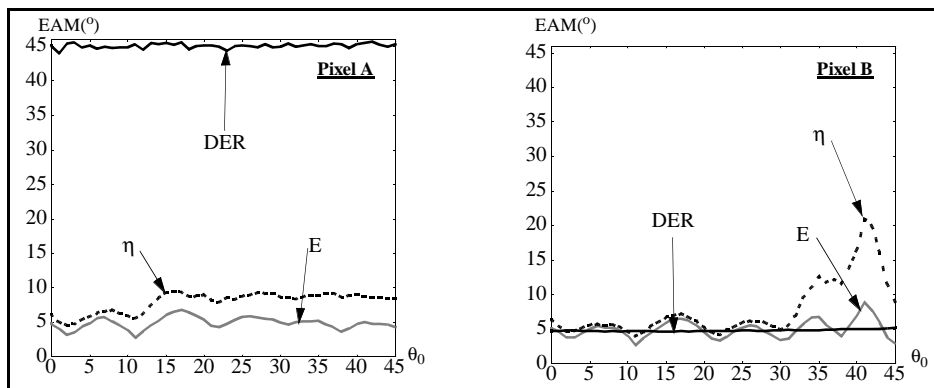


Figure III.24: Comparaison des opérateurs directionnels et de Deriche  
PALIER - EAM - bruit gaussien, RSB=5, N=11

Dans le cas où la fenêtre d'analyse est centrée sur le **pixel A** (centre du palier), l'opérateur DER n'est pas du tout approprié (fig. III.24, séries D.5.a, D.5.b, D.6.a & D.6.b). Ce résultat est observé quelle que soit la valeur du paramètre d'échelle puisque le motif est symétrique par rapport à son centre. La direction estimée est choisie au hasard ( $EAM=45^\circ$  et  $P_R=1/4n$ ). Dès que l'on retrouve une configuration asymétrique, l'opérateur DER entre dans son domaine d'utilisation et devient plus performant (figure III.24-pixel B).

Pour le **pixel A**, les segments discrets de la fenêtre d'analyse inclus dans le palier ( $S^i$  de la figure III.25) ont une valeur d'étendue bien plus faible que ceux qui ne sont pas totalement inclus ( $S^j$ ). La sensibilité aux valeurs aberrantes de l'étendue permet d'être beaucoup plus discriminante que l'écart absolu. Quel que soit le contexte, l'opérateur basé sur le calcul du critère E possède de meilleures performances que les autres opérateurs.

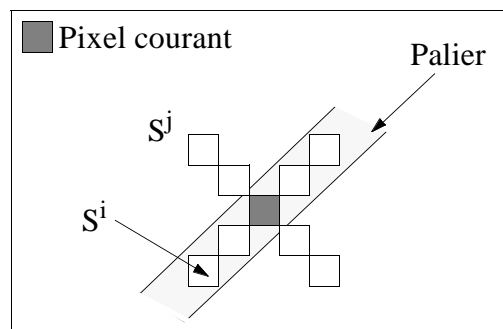


Figure III.25: Positionnement de segments discrets par rapport à un palier

Pour le **pixel B** (pixel décalé vers le haut par rapport au pixel A), quand  $\theta_0$  tend vers  $45^\circ$ , l'EAM augmente (Séries c, d des planches D.5 & D.6). Même dans un contexte faiblement bruité, pour  $L=1$ , l'erreur est importante pour  $45^\circ$ . Deux causes sont à l'origine de ce phénomène, d'une part la distance du pixel B au motif et d'autre part, l'influence de la discrétisation (synthèse) d'un motif de petite largeur. Quand  $\theta_0$  tend vers  $45^\circ$ , la distance du pixel B au bord du palier diminue. Alors, le pixel B tend à devenir un pixel de transition. Quand la largeur du motif synthétisé est faible, l'information géométrique devient trop vague par rapport à la discrimination possible des opérateurs (images de la figure III.26). L'observation des résultats pour un palier de largeur 2 montre que plus le motif s'élargit et plus l'influence de la discrétisation s'amoindrit. De ce fait les valeurs de l'erreur absolue moyenne deviennent plus faibles.

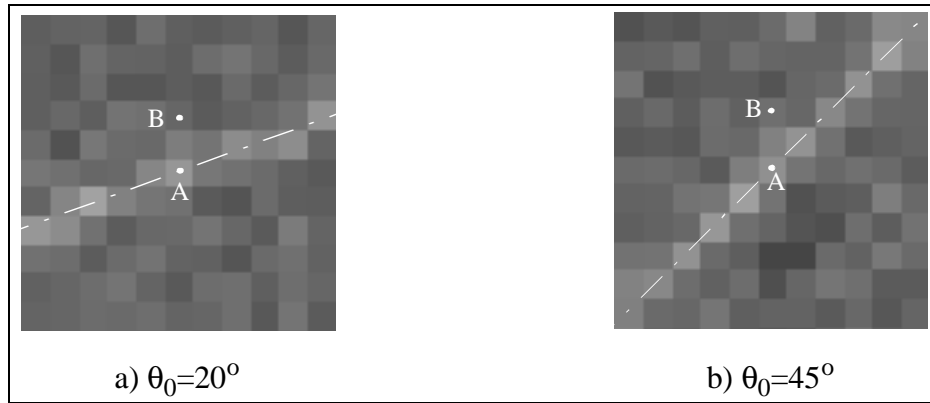


Figure III.26: Palier de largeur 1 - Bruit gaussien - RSB=5

Quantitativement, pour le **pixel A** avec un RSB=5, l'opérateur E est particulièrement précis puisque si l'on observe les courbes d'erreur absolue moyenne, les valeurs oscillent autour de  $5^\circ$  (figure III.24). En rappelant que pour  $N=11$ , la largeur moyenne des intervalles angulaires est de  $8^\circ$  avec un écart-type de  $2.8^\circ$  (figure III.1). Cela ne signifie pas pour autant que la précision est de l'ordre de  $5^\circ$ , cette valeur représente l'espérance de l'écart absolu d'un angle quelconque avec la valeur milieu de l'intervalle le contenant.

De la même façon que pour l'échelon, il est possible de calculer la valeur estimée de l'angle,  $\theta_e$ , avec une probabilité  $P_R$  (Eq. III.12). Pour  $\theta_0=20^\circ$  (figure III.27), on obtient les valeurs suivantes:

- L=1
  - . DER  $\theta_e$  non significatif ( $P_R \approx 0.05$ )
  - . E  $\theta_e \approx 20.88^\circ$  avec  $P_R \approx 0.44$
  - .  $\eta$   $\theta_e \approx 20.56^\circ$  avec  $P_R \approx 0.25$
- L=2
  - . DER  $\theta_e$  non significatif ( $P_R \approx 0.05$ )
  - . E  $\theta_e \approx 20.79^\circ$  avec  $P_R \approx 0.41$
  - .  $\eta$   $\theta_e \approx 20.67^\circ$  avec  $P_R \approx 0.35$

En augmentant le rapport signal/bruit,  $\theta_e$  reste proche de  $\theta_0$  mais avec une probabilité  $P_R$  supérieure.

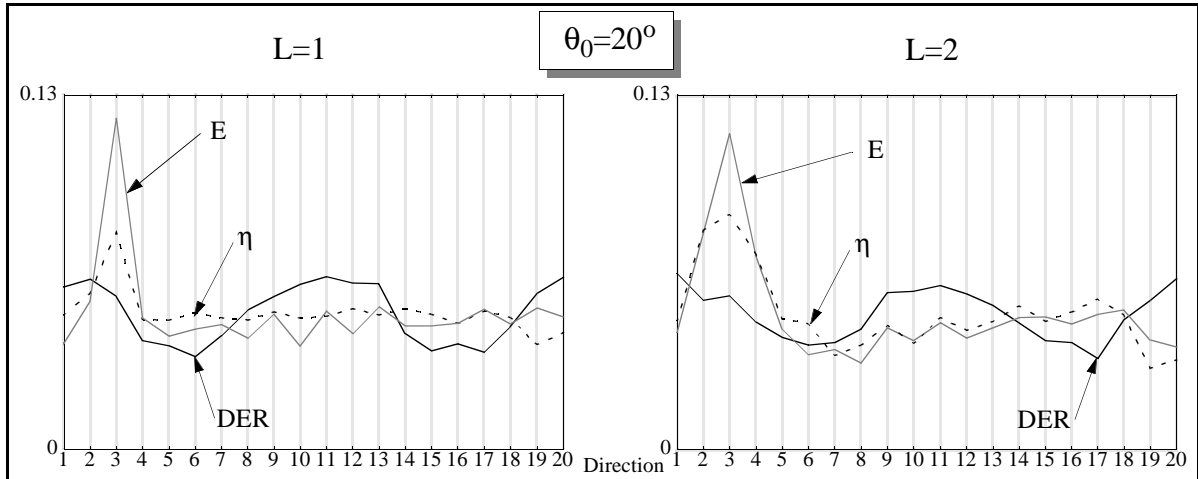


Figure III.27: Densité de probabilité des directions  
PALIER - PIXEL A - Bruit gaussien, RSB=1, N=11

Pour un angle fixé, l'évolution spatiale de  $P_R$  et de l'erreur absolue moyenne met en évidence l'influence de la discrétisation du motif sur un opérateur directionnel (figure III.28). Pour l'opérateur DER, l'évolution de  $P_R$  confirme que dans un cas symétrique la structure n'est pas détectée. Dans cette situation, l'orientation est choisie de manière aléatoire.

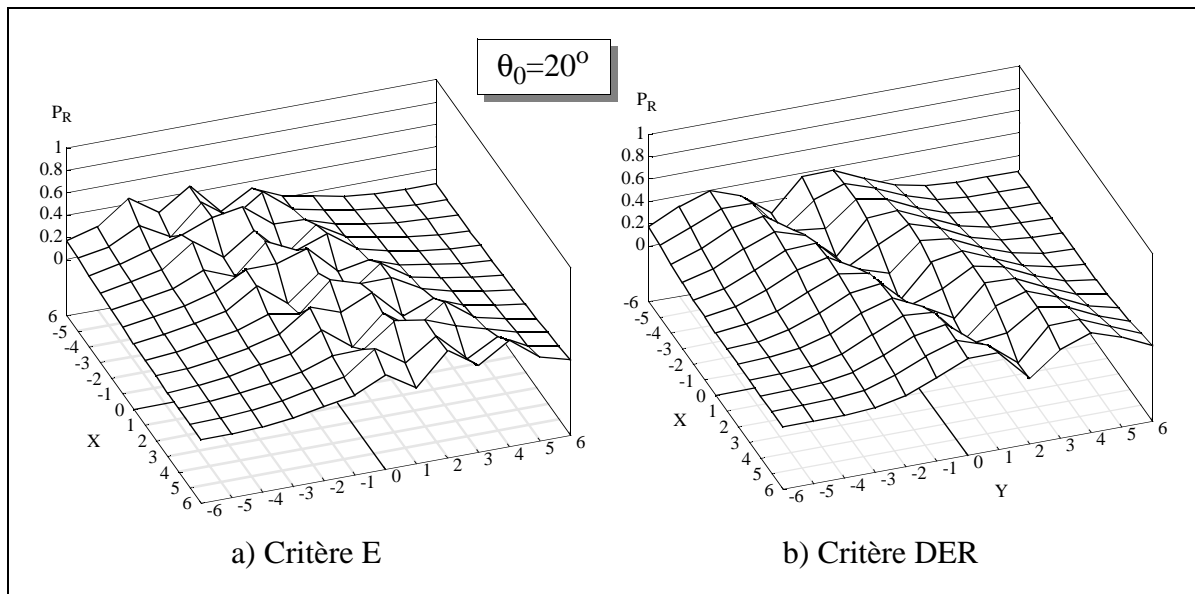


Figure III.28: Evolution spatiale de  $P_R$   
PALIER - L=2 - Bruit gaussien, RSB=3, N=11

L'évolution de EAM (figure III.29) confirme les tendances précédentes en révélant la réponse des opérateurs de manière plus fine que  $P_R$ . L'effet de discrétisation du motif est encore visible pour l'opérateur directionnel mais aussi pour l'opérateur DER.

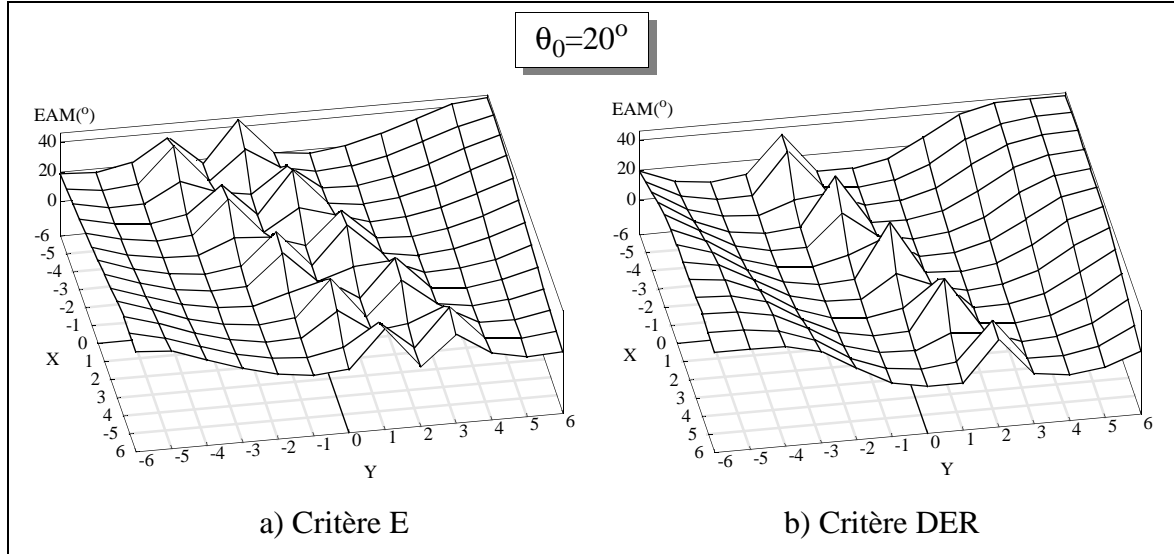


Figure III.29: Evolution spatiale de EAM  
PALIER - L=2 - Bruit gaussien, RSB=3, N=11

Indépendamment des coefficients utilisés, la préservation d'une structure après un filtrage directionnel est liée à l'estimation correcte de son orientation locale. Dans les paragraphes suivants, nous verrons, à partir des résultats obtenus, dans quelle mesure les motifs sont conservés.

### 3.4 - Conservation des structures

L'évaluation de la conservation des structures après un filtrage directionnel est délicate. Dans ce paragraphe, nous proposons d'utiliser un indice de conservation caractérisant le fait que la fenêtre de filtrage ne chevauche pas plusieurs régions. Cet indice, noté  $\phi$ , est indépendant des coefficients de filtrage et sert à comparer les différents opérateurs.

#### 3.4.1 - Préservation d'un échelon

Après un filtrage, un échelon est préservé si la largeur et la position de la zone de transition n'ont pas été modifiées. Un échelon définit deux zones, Z1 et Z2 (figure III.30). L'orientation estimée fixe la fenêtre de filtrage, correspondant au segment discret  $S_{\min}$  (figure II.9, p. 31).

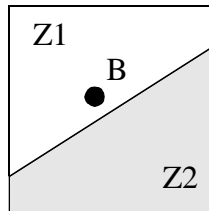


Figure III.30: Définition des zones associées à un échelon

Pour le **pixel B**,  $\phi$  est calculé en fonction de la proportion de  $S_{\min}$  appartenant à Z1.

$$\Phi = \frac{N_1}{N} \quad (\text{Eq. III.13})$$

Avec  $N_1$ , la proportion de pixel appartenant à Z1  
N, la taille de l'opérateur.

Estimer la préservation des structures en fonction de toutes les orientations ne permet pas d'obtenir une comparaison aisée entre les différents opérateurs. Afin de fournir des résultats simples, l'indice de conservation est calculé à partir d'une valeur unique d'erreur angulaire notée  $\theta_p$ . Cette valeur d'erreur angulaire est calculée en fonction de l'espérance et de l'écart-type de l'erreur absolue moyenne (EAM):

$$\theta_p = \theta_{EAM} + \sigma_{EAM} \quad (\text{Eq. III.14})$$

avec  $\overline{\theta_{EAM}}$ , l'espérance de l'EAM pour  $\theta_o \in [0^\circ:45^\circ]$

$\sigma_{EAM}$ , l'écart-type de l'EAM.

Pour l'échelon, la figure III.31 définit les différents éléments utilisés. Le pixel B est le point d'observation.  $D_0$  est la droite définie par la transition due à l'échelon, passant par le pixel A et d'orientation nulle.  $D_d$  est la droite passant par le pixel B et d'orientation  $\theta_p$ . Le point  $B_I$  est l'intersection entre la droite  $D_0$  et la droite  $D_d$ . La distance  $d(B, B_I)$  définit la proportion du segment  $S_{\min}$  appartenant à Z1 (équation III.15).

$$d(B, B_I) = \frac{d(B, A)}{\sin \theta_p} \quad (\text{Eq. III.15})$$

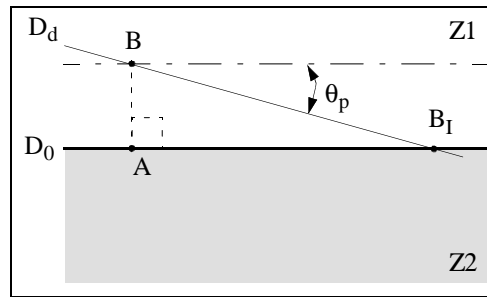


Figure III.31: Définition de  $d(B, B_I)$  pour un échelon

Si l'on veut préserver l'échelon, le segment  $S_{\min}$  devra avoir une intersection nulle avec Z2 qui se traduit par l'inégalité suivante:

$$d(B, B_I) \geq (n+0.5) \quad (\text{Eq. III.16})$$

A partir de cette inégalité, la proportion,  $N_I$ , de  $S_{\min}$  contenue dans Z1 est définie par:

Si  $d(B, B_I) < n+0.5$  alors

$$N_I = n + \frac{1}{2} + d(B, B_I)$$

Sinon

$$N_I = N$$

(Eq. III.17)

Le tableau III.1 montre que les opérateurs, autres que g (critère de gradient) et SOB, conservent l'échelon. Nous avons le même ordre de grandeur des valeurs  $\Phi$  pour les pixels appartenant à la droite verticale passant par le pixel A.

	VAR	$\eta$	E	g	DER	DERT	SOB
$\overline{\theta_{EAM}}$ (en°)	8.456	8.549	8.200	16.566	5.154	5.560	43.763
$\sigma_{EAM}$ (en°)	1.194	1.176	1.201	1.997	0.624	0.707	2.189
$\theta_p$ (en°)	9.650	9.725	9.401	18.563	5.788	6.267	45.952
$d(B, B_I)$	8.437	8.372	8.658	4.442	14.023	12.955	1.968
$N_I$	11.000	11.000	11.000	9.942	0.000	0.000	7.468
$\Phi$	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>0.904</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>0.679</b>

Tableau III.1: Coefficients de conservation  $\Phi$  pour le pixel B  
ECHELON - bruit gaussien, RSB=5, N=11

### 3.4.2 - Préservation d'un palier

Suivant le même principe que pour l'échelon, les conditions de préservation d'un palier sont la conservation de la zone homogène contenant le pixel A et la conservation des zones homogènes ne contenant pas le pixel A.

Un palier définit trois zones, Z1, Z2 et Z3 (figure III.32).

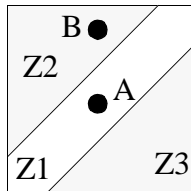


Figure III.32: Définition des zones associées à un palier

Pour des facilités d'écriture, les zones Z2 et Z3 sont associées à la même zone que nous notons Z2. Indépendamment du choix des coefficients de filtrage, pour conserver un palier, il est nécessaire de préserver Z1 et Z2. Cela requiert deux points d'observation. Au pixel B (resp. A),  $S_{\min}$  devra avoir une intersection nulle avec Z1 (resp. Z2). On suppose que la largeur L du palier est inférieure à  $2d(A, B)$  pour que le pixel B soit extérieur à Z1 (ceci ne retire rien à la généralité des résultats).

p - Pixel B

L'étude à partir du pixel B traduit concrètement un élargissement éventuel de la structure. Pour le palier, la figure III.33 définit les différents éléments utilisés.  $D_1$  (resp.  $D_2$ ) est la droite définie par la transition supérieure (resp. inférieure) du palier.  $D_B$  est la droite passant par le pixel B et d'orientation  $\theta_p$  (éq. III.12).

Le point  $B_{I1}$  (resp.  $B_{I2}$ ) est l'intersection entre la droite  $D_1$  (resp.  $D_2$ ) et la droite  $D_B$ . A

partir de  $N$  ( $N=2n+1$ ), les distances  $d(B, B_{I1})$  et  $d(B, B_{I2})$  permettent de définir la proportion,  $N_2$ , du segment  $S_{\min}$  appartenant à  $Z2$ .

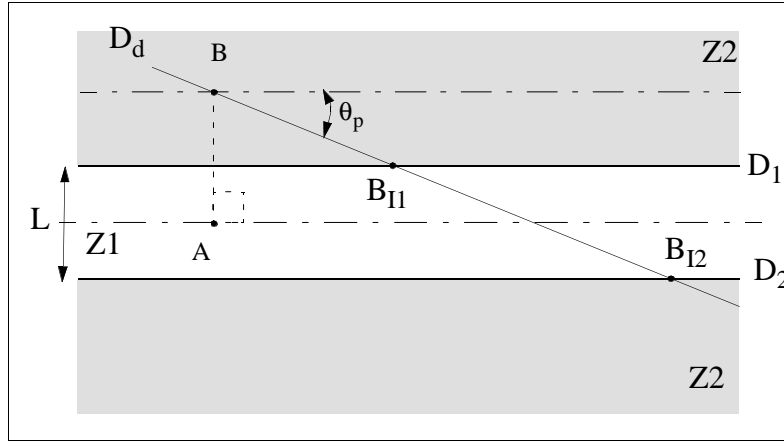


Figure III.33: Définition de  $d(B, B_{I1})$  et  $d(B, B_{I2})$  pour un palier - **Pixel B**

Dans ces conditions, on pourra démontrer que:

$$d(B, B_{I1}) = \frac{2 d(A, B) - L}{2 \sin \theta_p} \quad (\text{Eq. III.18})$$

De même, on pourra démontrer que:

$$d(B, B_{I2}) = \frac{2 d(A, B) + L}{2 \sin \theta_p} \quad (\text{Eq. III.19})$$

La proportion,  $N_2$  du segment  $S_{\min}$  appartenant à  $Z2$  est définie par:

$$\underline{\text{Si}} (n+0.5) \in ]d(B, B_{I2}) ; +\infty[ \text{ alors}$$

$$N_2 = N - d(B_{I1}, B_{I2})$$

$$\underline{\text{Si}} (n+0.5) \in ]d(B, B_{I1}) ; d(B, B_{I2})] \underline{\text{alors}}$$

$$N_2 = n + 1/2 + d(B, B_{I1})$$

$$\underline{\text{Si}} (n+0.5) \leq d(B, B_{I1}) \underline{\text{alors}}$$

$$N_2 = N$$

A partir de  $N_2$ , le coefficient de conservation  $\Phi$  est défini par:

$$\Phi = \frac{N_2}{N} \quad (\text{Eq. III.21})$$



	VAR	$\eta$	E	g	DER	DERT	SOB
$\overline{\theta_{\text{EAM}}} \text{ (en}^\circ\text{)}$	4.855	7.814	4.979	6.589	4.771	4.832	13.109
$\sigma_{\text{EAM}} \text{ (en}^\circ\text{)}$	1.654	4.146	1.256	1.456	0.134	0.102	2.628
$\theta_p \text{ (en}^\circ\text{)}$	6.509	11.960	6.235	8.045	4.905	4.934	15.737
$d(B, B_{I1})$	3.654	1.999	3.814	2.960	4.844	4.816	1.527
$d(B, B_{I2})$	21.297	11.650	22.229	17.250	28.235	28.070	8.901
$N_2$	9.154	7.499	9.314	8.460	10.344	10.316	7.027
$\Phi$	<b>0.832</b>	<b>0.682</b>	<b>0.847</b>	<b>0.769</b>	<b>0.940</b>	<b>0.938</b>	<b>0.639</b>

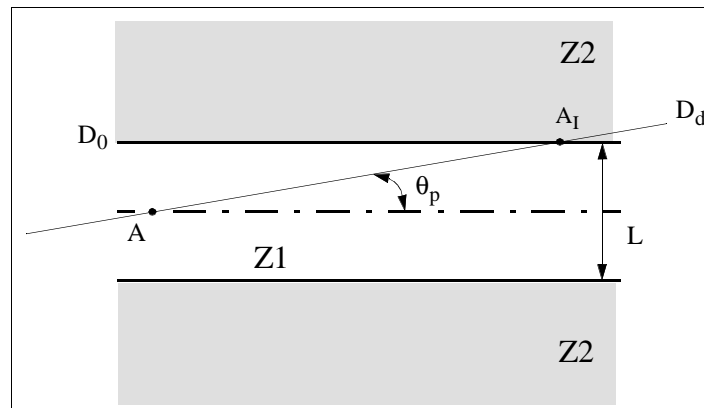
*Tableau III.2: Coefficients de conservation  $\Phi$*   
**PALIER - Pixel B** -  $L=2$ , bruit gaussien,  $RSB=5$ ,  $N=11$

Le tableau III.2 souligne la qualité de l'opérateur DER et DERT se trouvant à proximité d'une transition. Pour ces opérateurs, l'ordre de grandeur est identique au cas de l'échelon et le pixel B. Le critère  $\eta$  est moins performant que VAR ou E, car il est moins sensible aux valeurs extrêmes.

p - Pixel A

L'étude à partir d'un pixel appartenant au palier traduit l'amincissement éventuel de la zone homogène associée au palier. Ce cas est prépondérant par rapport au cas précédent (pixel B) qui, s'il mesure l'élargissement du palier, n'est pas significatif de la destruction de structures fines.

La figure III.34 définit les différents éléments utilisés.  $D_0$  est la droite définie par la transition supérieure du palier.  $D_d$  est la droite passant par le pixel A et d'orientation  $\theta_p$  (eq. III.12). Le point  $A_I$  est l'intersection entre la droite  $D_0$  et la droite  $D_d$ . A partir de N ( $N=2n+1$ ), la distance  $d(A, A_I)$  permet de définir la proportion,  $N_1$ , du segment  $S_{\min}$  appartenant à Z1.



*Figure III.34: Définition de  $d(A, A_I)$  pour un palier de largeur L*

Dans ces conditions, la distance  $d(A, A_I)$  est donnée par:

$$d(A, A_I) = \frac{L}{2 \sin \theta_p} \quad (\text{Eq. III.22})$$

Le palier sera préservé, si le segment correspondant à la direction estimée est contenu entièrement dans le palier. La valeur de  $2 \cdot d(A, A_I)$  doit être supérieure à la taille du segment  $N$ . La proportion  $N_I$  du segment appartenant à  $Z1$  est définie par:

Si  $2 \cdot d(A, A_I) < N$  alors

$$N_I = 2 \cdot d(A, A_I)$$

Sinon

$$N_I = N$$

(Eq. III.23)

Le coefficient de conservation,  $\Phi$  est défini par l'équation III.13.

	VAR	$\eta$	E	g	DER	DERT	SOB
$\overline{\theta_{EAM}} \text{ (en}^\circ\text{)}$	5.215	7.906	4.899	46.062	45.065	45.069	45.201
$\sigma_{EAM} \text{ (en}^\circ\text{)}$	0.940	1.415	0.841	1.880	0.331	0.337	0.237
$\theta_p \text{ (en}^\circ\text{)}$	6.155	9.321	5.740	47.942	45.396	45.406	45.438
$2 \cdot d(A, A_I)$	18.653	12.348	19.997	2.694	2.809	2.809	2.807
$N_I$	11.000	11.000	11.000	2.694	2.809	2.809	2.807
$\Phi$	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>1.000</b>	<b>0.245</b>	<b>0.255</b>	<b>0.255</b>	<b>0.255</b>

*Tableau III.3: Coefficients de conservation  $\Phi$*   
**PALIER - Pixel A** - bruit gaussien, RSB=5, N=11, L=2

a) $L=2 / RSB=3$	VAR	$\eta$	E
$\overline{\theta}_{EAM} (en^\circ)$	17.854	23.119	16.764
$\sigma_{EAM} (en^\circ)$	0.746	0.901	0.707
$\theta_p(en^\circ)$	18.600	21.020	17.471
$2.d(A,A_I)$	6.270	4.913	6.662
$N_I$	6.270	4.913	6.662
$\Phi$	<b>0.570</b>	<b>0.447</b>	<b>0.606</b>

b) $L=1 - RSB=5$	VAR	$\eta$	E
$\overline{\theta}_{EAM} (en^\circ)$	11.275	30.740	7.114
$\sigma_{EAM} (en^\circ)$	4.143	9.175	2.468
$\theta_p(en^\circ)$	15.418	39.915	9.582
$2.d(A,A_I)$	3.761	1.558	6.007
$N_I$	3.761	1.558	6.007
$\Phi$	<b>0.342</b>	<b>0.142</b>	<b>0.546</b>

Tableau III.4: Coefficients de conservation  $\Phi$   
**PALIER - Pixel A** - bruit gaussien,  $N=11$

Les tableaux III.4.a) & b) contiennent les valeurs correspondant aux opérateurs VAR,  $\eta$  et E car les autres ont les valeurs identiques au tableau III.3. Les valeurs obtenues sur le pixel A (tableaux III.3 & III.4) sont révélatrices de la destruction ou non d'un motif fin et allongé.

Dans un contexte faiblement bruité, avec un palier de largeur supérieure à 1 afin de limiter les effets de discrétisation du motif, les opérateurs VAR,  $\eta$  et E conserveront toutes les structures fines alors que les opérateurs différentiels ne détecteront pas le palier pour des raisons de symétrie (tableau III.3).

Dans une situation moins favorable,  $L=1/RSB=5$  (tableau III.4.b) ou  $L=2/RSB=3$  (tableau III.4.a), l'indice  $\Phi$  confirme que le critère E est plus performant pour la détection des objets fins car il est plus sensible aux valeurs aberrantes que VAR et  $\eta$ .

Si l'on considère un filtrage médian directionnel, l'indice  $\Phi$  montre que seule l'estimation d'orientation basée sur le critère d'étendue E préservera les motifs fins.

### 3.4.3 - Conclusion sur la préservation des structures

Les conclusions doivent être considérées dans un objectif de filtrage directionnel.

- La conservation d'un échelon est obtenue quasiment pour tous les opérateurs.
- Les opérateurs directionnels, exception faite de celui basé sur le critère  $g$  (gradient), préservent les structures fines dans un contexte faiblement bruité pour des paliers de largeur supérieure à 1.
- Le meilleur critère d'homogénéité pour la conservation de ces structures est l'étendue qui, dans des situations critiques fournit des résultats supérieurs aux autres opérateurs.
- A partir du calcul du coefficient de conservation, pour chaque pixel situé à l'intérieur d'un palier de largeur strictement supérieure à 1, les segments  $S_{min}$  sont contenus entièrement dans la même zone pour les opérateurs directionnels basés sur les critères E (étendue),  $\eta$  (écart absolu) et VAR (variance). Dès lors, toutes les statistiques d'ordre dans  $S_{min}$  peuvent être

utilisées pour le filtrage. Si le contexte est critique (structures de largeur inférieure ou égale à 1 ou rapport signal/bruit faible), l'utilisation des statistiques d'ordre se situant autour du médian est conseillée pour l'opérateur basé sur le critère d'étendue  $E$  dont le coefficient de conservation  $\Phi$  est supérieur à  $(n+1)/N$ . Pour les autres opérateurs, le choix du médian provoquera une distorsion géométrique sur le palier.

- Pour chaque pixel se situant à l'extérieur du palier, les opérateurs directionnels n'élargissent pas le palier si les valeurs extrêmes (minimum et maximum) de niveaux de gris de la fenêtre de filtrage ne sont pas utilisées.

Dans le cas d'applications, où la conservation du détail est essentielle, le critère d'homogénéité préconisé est l'étendue des niveaux de gris ( $E$ ).

#### **4 - RESULTATS EXPERIMENTAUX**

Sur des images naturelles, la qualité de l'estimation de direction n'est mesurée que par l'objectivité de l'observateur. Afin de pouvoir évaluer l'estimation d'orientation, nous avons superposé l'image des orientations à l'image initiale agrandie d'un facteur égal à la taille de la fenêtre d'analyse. Pour des raisons de taille, les résultats sont présentés sur des extraits représentatifs (ANNEXE E-figure E.1)

L'extrait de l'image *IRM* (figure E.1.b) représente une zone où les structures ne sont pas rectilignes. Ceci montre que, même dans une situation où les motifs sont curvilignes, l'approximation locale des structures par des segments discrets connexes reste cohérente.

L'extrait de l'image *QUITO* (figure E.1.c) représente un carrefour en "étoile". L'intérêt est l'orientation variable des routes. Les routes étant rectilignes, l'approximation de celles-ci par des segments discrets est naturellement appropriée. Nous pouvons observer que dans les zones d'habitations, le choix de l'orientation est aléatoire.

#### **5 - CONCLUSION**

Les études menées mettent en évidence la nécessité de la prise en compte de l'orientation d'une structure, qu'elle soit une transition ou un objet fin, afin d'obtenir une conservation plus robuste des motifs lors du filtrage directionnel.

L'étude de l'estimation d'orientation est une phase délicate qui mêle la géométrie et les statistiques locales. Plusieurs outils ont été proposés afin de qualifier les performances de l'estimation.

En présence d'un bruit blanc, sous la contrainte d'une orientation privilégiée, la distribution des niveaux de gris dans le segment de plus grande homogénéité est plus concentrée que la distribution parente. Plus la distribution du bruit est étalée et plus la variance des niveaux de gris dans le segment de direction estimée est faible.

A partir de motifs synthétiques simples et perturbés par différents bruits blancs, la comparaison de différents critères d'homogénéité est faite. L'étude de la probabilité de bonne détection d'une direction et de l'erreur absolue moyenne entre l'orientation du motif et l'orientation calculée indique que les opérateurs directionnels sont meilleurs à proximité d'une

transition que sur la transition elle-même contrairement aux opérateurs gradient (utilisés en tant qu'estimateur de direction). A l'intérieur de structures fines, les opérateurs directionnels deviennent plus performants que les opérateurs gradient. De plus, l'utilisation d'un opérateur directionnel permet d'estimer l'orientation locale aussi bien des transitions que des motifs fins sans que l'efficacité ne se dégrade brutalement.

La conservation des structures est intimement liée à une estimation correcte de leur orientation. Le coefficient de conservation confirme que les opérateurs directionnels sont robustes quel que soit le motif (transitions ou objets fins). Dans ce contexte, le critère d'étendue présente de meilleures propriétés que les critères d'écart-absolu moyen et de variance.

Pour le bruit impulsionnel, l'étude à l'aide d'un modèle simplifié a démontré que la probabilité qu'un pixel appartenant au segment privilégié ait une impulsion est inférieure à la probabilité initiale. Dans ce contexte précis, les critères d'écart absolu et de variance sont identiques et possèdent des performances supérieures au critère d'étendue. La cause est la différence du nombre de statistiques considérées pour élaborer les critères. Avec le critère d'étendue, si la fenêtre d'analyse est centrée sur une impulsion (parasite), l'orientation est choisie de manière quasi aléatoire.

Les résultats des critères de variance et d'écart absolu sont très similaires. La différence réside dans la sensibilité aux valeurs aberrantes, plus importante pour la variance. De même, l'opérateur E (étendue) est plus sensible aux valeurs aberrantes que ne l'est  $\eta$ . D'un point de vue global, le critère d'étendue représente le plus performant des critères d'homogénéité testés.

Quel que soit le contexte, les critères directionnels basés sur un critère d'homogénéité (étendue, variance et écart absolu) sont plus performants que le critère directionnel basé sur l'estimation du gradient. A partir de maintenant, la mention "opérateurs directionnels" fera référence aux opérateurs d'étendue (E), de variance (VAR) et d'écart absolu ( $\eta$ ).

L'objectif était une estimation correcte de l'orientation d'un motif fin et allongé (deux transitions en opposition). Ces opérateurs directionnels sont des estimateurs d'orientation intéressants, qui représentent un bon compromis pour l'estimation de l'orientation à la fois d'une transition et d'un objet fin.

## ***CHAPITRE IV***

---

### ***PROPRIETES ET PERFORMANCES***

## 1 - INTRODUCTION

Dans le chapitre précédent, nous avons étudié les propriétés et les performances relatives à l'estimation d'orientation. A présent, nous verrons les propriétés propres au filtrage directionnel (FOD) et à sa version adaptative par sélection de la largeur de la fenêtre de filtrage (FODA). Nous exposerons tout d'abord les performances du critère d'anisotropie puis celles des filtres en réduction de bruit. Ensuite, nous proposons les résultats expérimentaux obtenus sur des images naturelles ainsi que diverses extensions possibles de l'opérateur étudié.

## 2 - CRITERE D'ANISOTROPIE ET CLASSIFICATION

Les performances du critère d'anisotropie,  $\alpha$  (éq. II.12, p. 33) sont mesurées par la faculté à mettre en évidence les zones anisotropes. Une structure est dite "anisotrope" si ses propriétés géométriques diffèrent selon la direction considérée. Le degré d'anisotropie  $\alpha$  est calculé à partir de la valeur moyenne dans chaque direction (i.e. segment discret). Ce n'est pas le seul critère possible, dans [ZAM-92b], différents critères sont proposés. Ils sont basés sur la distance de Canberra exprimée à partir de données statistiques dans la fenêtre d'analyse.

La moyenne permet de prendre en compte toutes les statistiques sans en favoriser une particulièrement, contrairement à un critère basé sur la valeur médiane ou milieu. De plus, la moyenne permet de ne pas donner un poids trop important aux valeurs aberrantes contrairement à la variance ou l'étendue.

Pour cette étude, le motif "rampe" est ajouté à ceux déjà utilisés (échelon, palier). Une rampe est un échelon dont la zone de transition est de largeur supérieure à 1 (figure IV.1).

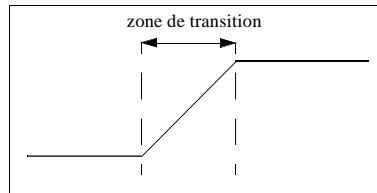


Figure IV.1: Vue en coupe d'une rampe

La figure IV.2 donne l'évolution du degré d'anisotropie,  $\alpha$ , orthogonalement à la direction du motif.

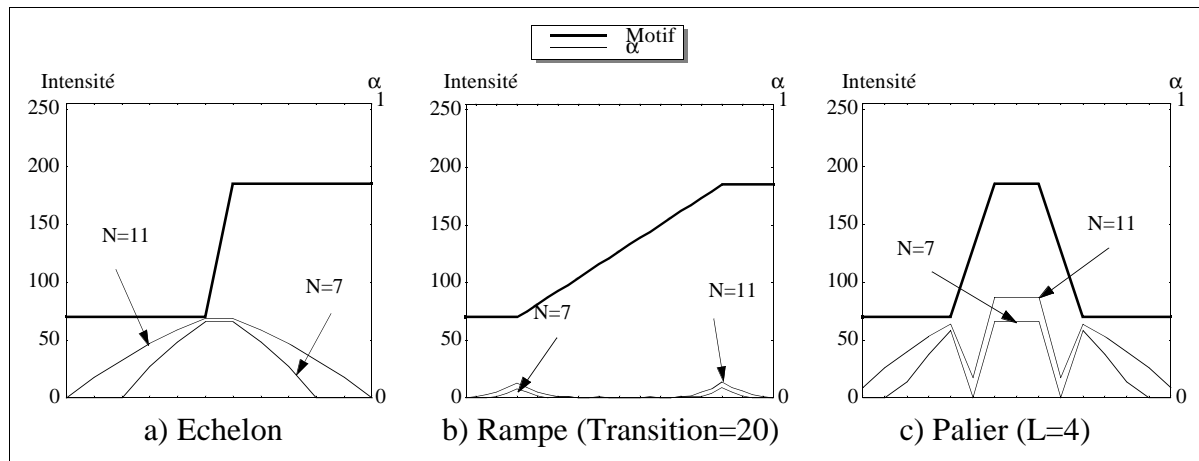


Figure IV.2: Réponse de  $\alpha$  en fonction de différents motifs élémentaires

Les courbes a et c montrent que le degré d'anisotropie détecte clairement un échelon ou un palier. Dans le cas de la rampe (courbe b), si la largeur de la zone de transition est supérieure à  $N$  alors le degré  $\alpha$  devient faible et la rampe est difficilement décelable. Pour les pixels situés sur une zone de transition, les valeurs moyennes minimales et maximales sont proches et  $\alpha$  devient petit. Plus  $N$  sera grand face à la largeur de la zone de transition et plus  $\alpha$  sera élevé.

Sans connaissance a priori des caractéristiques des objets (forme, contraste...) dans l'image, il n'est pas possible d'interpréter directement le degré d'anisotropie pour un pixel. C'est pour cette raison, que nous proposons une classification à partir de la densité de probabilité (d.d.p.) du degré  $\alpha$  dans l'image. La classification est réalisée sur deux classes d'anisotropie *faible* et *forte*. Pour les raisons invoquées au paragraphe 2.2.3 (Chap. II, p. 32), nous effectuons une pré-classification en trois classes: *forte*, *moyenne* et *faible*. Puis, les classes *moyenne* et *forte* sont fusionnées.

La d.d.p. des anisotropies présente une forme particulière. Afin de mieux qualifier la d.d.p., nous en regardons la forme dans le cas stationnaire pour différents types de bruits, de moyenne  $m_{init}$  et d'écart-type  $\sigma_{init}$ .

Pour des commodités d'affichage, le degré d'anisotropie  $\alpha$  est recalculé entre 0 et  $NG$ . Les courbes de la figure IV.3 montrent que le critère d'anisotropie  $\alpha$  est peu sensible à la nature du bruit mais qu'il est dépendant du niveau de gris moyen.

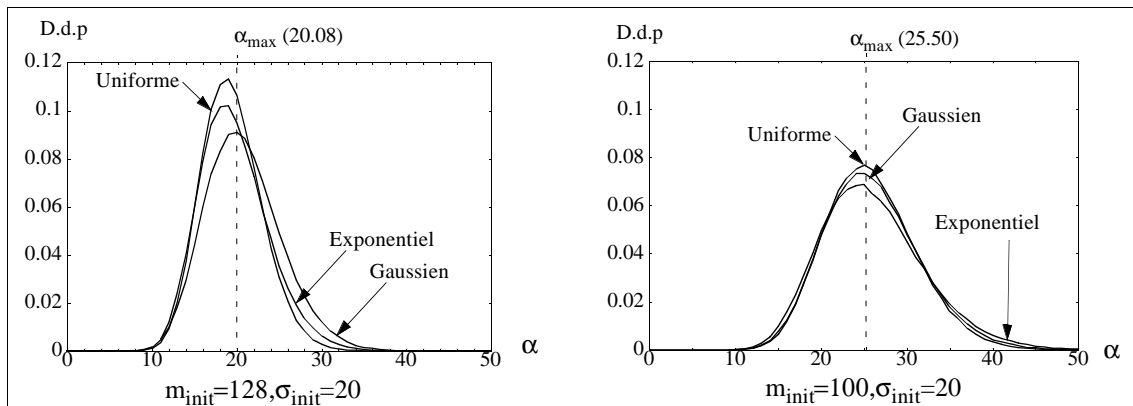


Figure IV.3: Evolution de la d.d.p. de  $\alpha$  pour différents bruits d'entrée ( $N=11$ )

$A_M$  (resp.  $A_m$ ) est la moyenne maximale (resp. minimale) des niveaux de gris pour tous les segments discrets de la fenêtre d'analyse. Dans ce contexte, l'écart-type du bruit initial  $\sigma_{init}$  peut être défini comme la valeur la plus probable de  $\Delta$  ( $\Delta=A_M-A_m$ ) ainsi que la moyenne du bruit initial,  $m_{init}$  comme la valeur la plus probable de  $\mu$  ( $\mu=0.5[A_M+A_m]$ ). A partir de l'équation II.12 (p. 33), on peut déduire que le maximum de la d.d.p. sera atteint pour une valeur voisine de  $\alpha_{max}$  donnée par:

$$\alpha_{max} = \frac{\sigma_{init}}{\text{MIN}[2(NG - m_{init}), 2m_{init}]} \quad (\text{Eq. IV.1})$$

A partir de ce résultat, dans le cas où l'image est constituée de structures et de bruit, la d.d.p. des anisotropies du bruit seul est déformée en prenant en compte l'anisotropie due aux non-



stationnarités (transitions + structures fines). La présence des structures augmentent positivement la valeur du “skew” - moment d’ordre 3 - de la d.d.p. des anisotropies.

A une image ne contenant qu’un échelon, séparant l’image en deux régions, nous avons ajouté un bruit gaussien. L’échelon est défini par un niveau bas,  $N_b=50$  et un niveau haut,  $N_h=150$ . Le bruit est centré et d’écart-type  $\sigma_{init}=20$ . La d.d.p de  $\alpha$  est donnée par la figure IV.4.

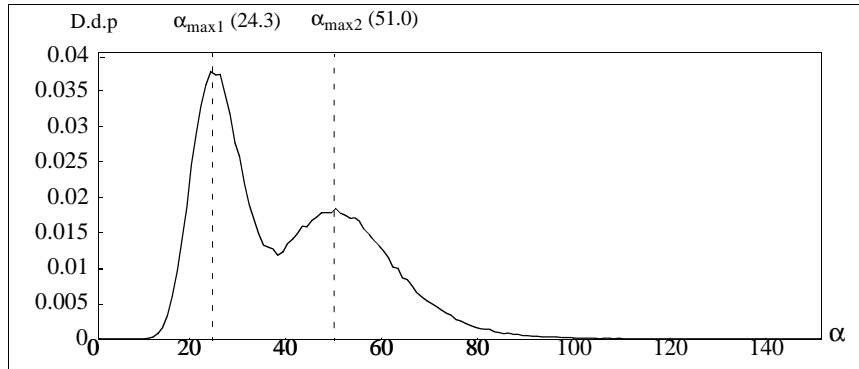


Figure IV.4: D.d.p de  $\alpha$  pour un échelon bruité ( $\sigma_{init}=20, N=11$ )

Cette situation, apparemment simple, met en évidence l’influence des niveaux de gris moyens. En effet, les deux pics marqués par les lignes discontinues représentent les degrés  $\alpha_{max}$  pour les deux parties de l’échelon. Par l’équation III.11, on peut calculer pour  $N_h=150$ ,  $\alpha_{max1}$  et pour  $N_b=50$ ,  $\alpha_{max2}$ . Comme  $\alpha$  est plus sensible sur les valeurs extrêmes que sur les valeurs centrales (figure II.13, p. 34), on vérifie bien par la courbe que  $\alpha_{max2}$  est supérieur à  $\alpha_{max1}$ . Les valeurs introduites par l’échelon lui-même se distinguent aussi selon le niveau de gris moyen. Pour les pixels de niveau  $N_h$ , au bord de l’échelon, les valeurs se situent autour de 46. Pour les pixels de niveau  $N_b$ , au bord de l’échelon, les valeurs se situent autour de 80. Les paliers fournissant des valeurs de  $\alpha$  supérieures à celles de l’échelon, ils sont situés au moins dans la même zone.

Pour l’échelon précédemment considéré, l’application du multi-seuillage par la technique du maximum de variance inter-classe donne les seuils 36 et 56. L’étiquetage, du fait de la sensibilité au niveau de gris moyen, classe des pixels de zones homogène ( $N_b$ ) avec des pixels de transition. L’étiquetage d’un pixel d’une structure à la classe *faible* est évité par l’utilisation de trois classes en fusionnant les classes d’anisotropies *moyenne* et *forte*.

Les images peuvent être décomposées en trois motifs élémentaires que sont les plateaux (zones homogènes), les échelons (deux plateaux connexes d’intensités différentes) et des paliers (deux échelons inversés espacés de quelques pixels). Dans notre cas, la rampe est considérée comme une zone homogène (respectivement échelon) si sa zone de transition est supérieure (respectivement inférieure) à la taille de la fenêtre d’analyse.

Un exemple d’image d’anisotropie et de classification sur une image réelle est présenté dans la figure IV.5.

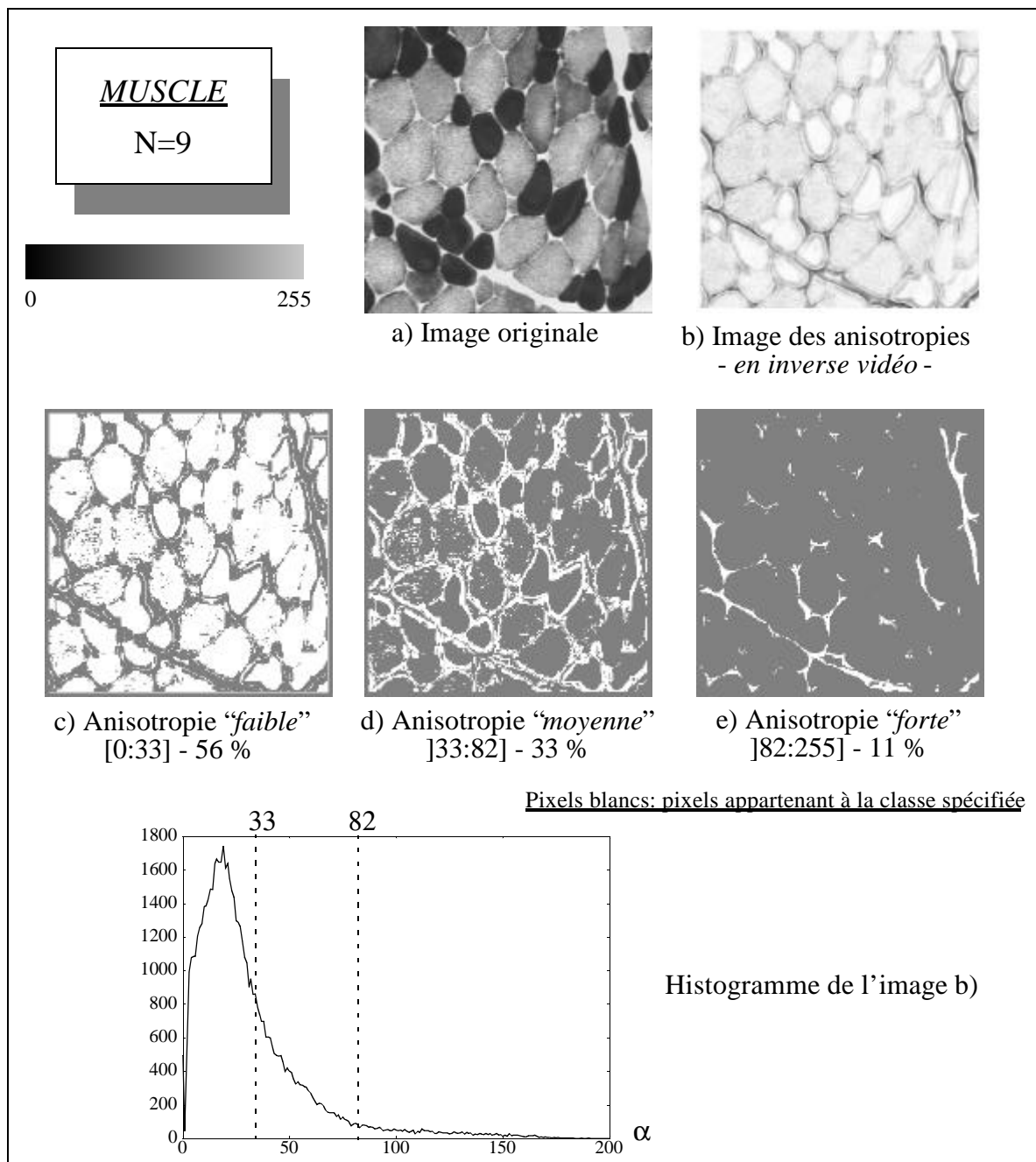


Figure IV.5: Image anisotropie et la classification associée (Image CNRS-GDR 134)

L'image *MUSCLE* (figure IV.5) est constituée de plateaux (intérieur des fibres claires et sombres), d'échelons et de paliers (transitions entre les fibres). On constate que les pixels d'anisotropie *forte* (figure IV.5.e) correspondent à des zones de palier et les pixels d'anisotropie *faible* (figure IV.5.c), à l'intérieur des fibres. Comme nous l'avons souligné, la classe *moyenne* (figure IV.5.d) contient des pixels correspondant à des zones stationnaires et non-stationnaires. La fusion des anisotropies *moyenne* et *forte* est justifiée.

D'autres exemples sur des images de la banque de données du CNRS-GdR 134 sont donnés en ANNEXE E. L'étude du degré d'anisotropie  $\alpha$  sur des images naturelles confirme la cohérence de la classification en trois classes puis de la fusion des classes *moyenne* et *forte*. La

détermination des classes peut être améliorée pour chaque type d'images rencontrées par la prise en compte d'informations a priori. Dans cette étude, nous nous sommes intéressés aux cas des images naturelles. C'est pour cette raison que le choix s'est porté sur le multi-seuillage par maximisation de la variance inter-classes. Cette méthode globale est facilement extensible à un nombre de classes supérieur et reste simple à mettre en oeuvre.

### 3 - PERFORMANCES EN REDUCTION DE BRUIT

Nous allons maintenant étudier les caractéristiques en réduction de bruit de l'opérateur directionnel. Les performances sont évaluées à partir de l'écart-type empirique en sortie,  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$ . Les bruits initiaux sont blancs et centrés, d'écart-type,  $\sigma_{\text{init}}=20$ . Les caractéristiques sont calculées avec les trois jeux de coefficients optimaux au sens de l'erreur quadratique: le moyennneur pour le bruit gaussien, le médian (quand la taille du filtre est grande) pour le bruit exponentiel et le milieu pour le bruit uniforme[BOV-83].

Le filtre directionnel peut être réalisé avec ou sans l'adaptation de la taille de la fenêtre de filtrage. Les performances seront déterminées dans les deux cas et comparées avec les filtres d'ordre standards mono-dimensionnels (fenêtre d'orientation fixe) et bi-dimensionnels (2D).

#### 3.1 - Performances en réduction de bruit des FOD

Nous utiliserons les notations suivantes:

- FOD $_{\eta}$ : FOD avec l'écart absolu moyen comme critère d'homogénéité;
- FOD $_E$ : FOD avec l'étendue comme critère d'homogénéité;
- FOS: Filtre d'Ordre Standard à fenêtre mono-dimensionnelle fixe.

Dans la fenêtre de plus grande homogénéité ( $S_{\text{min}}$ ), le bruit initial est modifié. Les tableaux IV.1 IV.2 et IV.3 donnent les valeurs de  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$  pour les filtres en fonction de la taille N.

Bruit uniforme	3	5	7	9	11	13	15
FOD $_E$	15.48	13.02	11.27	9.96	8.99	8.22	7.60
FOD $_{\eta}$	14.42	12.92	11.20	9.94	8.97	8.22	7.59
FOS	11.56	8.96	7.59	6.70	6.06	5.58	5.20
Bruit gaussien							
FOD $_E$	13.50	10.58	8.85	7.70	6.87	6.25	5.78
FOD $_{\eta}$	13.51	10.40	8.54	7.41	6.58	5.98	5.53
FOS	11.57	8.96	7.57	6.67	6.04	5.56	5.17
Bruit exponentiel							
FOD $_E$	11.59	8.63	7.12	6.24	5.61	5.14	4.78
FOD $_{\eta}$	11.38	7.68	5.89	5.20	4.57	4.13	3.82
FOS	11.58	8.97	7.58	6.68	6.05	5.57	5.19

Tableau IV.1: *Filtre moyennneur* - Ecart-type de sortie  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$  en fonction de la taille du filtre N

Bruit uniforme	3	5	7	9	11	13	15
FOD <sub>E</sub>	15.23	12.42	10.51	9.10	8.09	7.29	6.65
FOD <sub>η</sub>	15.21	12.13	9.91	8.28	7.09	6.17	5.45
FOS	10.97	7.57	5.78	4.69	3.94	3.40	2.99
Bruit gaussien							
FOD <sub>E</sub>	13.74	11.28	9.87	8.94	8.27	7.78	7.38
FOD <sub>η</sub>	13.71	11.07	9.54	8.65	8.07	7.67	7.40
FOS	12.05	10.23	9.36	8.83	8.47	8.19	7.96
Bruit exponent.							
FOD <sub>E</sub>	12.33	10.53	9.70	9.22	8.87	8.58	8.36
FOD <sub>η</sub>	12.25	10.13	9.06	8.49	8.19	8.04	7.97
FOS	13.19	12.86	12.80	12.78	12.77	12.78	12.79

Tableau IV.2: **Filtre milieu** - Ecart-type de sortie  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$  en fonction de la taille du filtre N

Bruit uniforme	3	5	7	9	11	13	15
FOD <sub>E</sub>	16.51	14.65	12.98	11.71	10.74	9.96	9.32
FOD <sub>η</sub>	16.51	14.28	12.64	11.41	10.44	9.65	9.00
FOS	15.50	13.11	11.57	10.47	9.62	8.96	8.42
Bruit gaussien							
FOD <sub>E</sub>	13.98	11.03	9.29	8.15	7.33	6.70	6.26
FOD <sub>η</sub>	13.87	10.74	8.94	7.83	7.02	6.41	5.96
FOS	13.44	10.93	9.15	8.12	7.37	6.80	6.34
Bruit exponentiel							
FOD <sub>E</sub>	11.30	8.09	6.52	5.59	4.95	4.49	4.13
FOD <sub>η</sub>	11.38	7.68	5.89	4.94	4.34	3.92	3.60
FOS	11.39	8.42	6.90	5.96	5.29	4.80	4.42

Tableau IV.3: **Filtre médian** - Ecart-type de sortie  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$  en fonction de la taille du filtre N

Dans le cas des bruits uniforme et gaussien, le FOS a un écart-type de sortie,  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$ , plus faible ou de même ordre de grandeur que celui des FOD. Ceci peut paraître paradoxal puisque dans la fenêtre de filtrage,  $S_{\text{min}}$ , l'écart-type,  $\hat{\sigma}_{S_{\text{min}}}$ , est inférieur à  $\sigma_{\text{init}}$ . Ce résultat s'explique par la corrélation des données dans  $S_{\text{min}}$  créée par la contrainte de plus grande homogénéité.

Afin d'illustrer notre propos, nous nous plaçons dans le cas du filtre moyenneur de taille N avec des données centrées.

L'écart-type de sortie,  $\sigma_{\text{final}}$ , pour des données mutuellement indépendantes (FOS), est:

$$\sigma_{\text{final}} = \frac{\sigma_{\text{init}}}{\sqrt{N}} \quad (\text{Eq. IV.2})$$

L'écart-type de sortie,  $\sigma_{\text{final}}$ , pour des données dépendantes est:

$$\sigma_{\text{final}} = \frac{\hat{\sigma}_{\text{Smin}}}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \rho_{ij}} \quad (\text{Eq. IV.3})$$

où les  $\rho_{ij}$  sont les coefficients de la matrice de corrélation des données.

Dans le cas du FOD, l'écart-type estimé,  $\hat{\sigma}_{\text{Smin}}$  est donné au (Chap. III, § 3.1, p. 39). Deux exemples de matrices de corrélation sont présentés par le tableau IV.4, calculées à partir de 5000 échantillons.

$\begin{bmatrix} 1.000 & 0.344 & 0.342 & 0.383 & 0.344 & 0.345 & 0.345 \\ 0.344 & 1.000 & 0.342 & 0.374 & 0.343 & 0.339 & 0.347 \\ 0.342 & 0.342 & 1.000 & 0.343 & 0.312 & 0.341 & 0.340 \\ 0.383 & 0.374 & 0.343 & 1.000 & 0.342 & 0.376 & 0.386 \\ 0.344 & 0.343 & 0.312 & 0.342 & 1.000 & 0.344 & 0.342 \\ 0.345 & 0.339 & 0.341 & 0.376 & 0.344 & 1.000 & 0.347 \\ 0.345 & 0.347 & 0.340 & 0.386 & 0.342 & 0.347 & 1.000 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 1.000 & 0.390 & 0.364 & 0.348 & 0.365 & 0.390 & 0.397 \\ 0.390 & 1.000 & 0.361 & 0.332 & 0.358 & 0.377 & 0.390 \\ 0.364 & 0.361 & 1.000 & 0.289 & 0.312 & 0.358 & 0.366 \\ 0.348 & 0.332 & 0.289 & 1.000 & 0.288 & 0.333 & 0.347 \\ 0.365 & 0.358 & 0.312 & 0.288 & 1.000 & 0.358 & 0.364 \\ 0.390 & 0.377 & 0.358 & 0.333 & 0.358 & 1.000 & 0.391 \\ 0.397 & 0.390 & 0.366 & 0.347 & 0.364 & 0.391 & 1.000 \end{bmatrix}$
a) Critère d'étendue avec $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \rho_{ij} \approx 21.64$	b) Critère d'écart absolu avec $\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \rho_{ij} \approx 21.96$

Tableau IV.4: Matrices de corrélation pour un bruit uniforme (N=7 &  $\sigma_{\text{init}}=20$ )

A partir de ces matrices, dans le cas du filtre moyennneur pour un bruit uniforme (N=7 &  $\sigma_{\text{init}}=20$ ), on obtient les valeurs d'écart-type de sortie suivantes:

$$\begin{aligned} \text{FOS:} \quad & \sigma_{\text{final}} \approx 7.56 \text{ pour } \hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 7.59 \\ \text{FOD}_E: \quad & \sigma_{\text{final}} \approx 11.27 \text{ pour } \hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 11.28 \text{ (} \hat{\sigma}_{\text{Smin}} \approx 16.98 \text{)} \\ \text{FOD}_\eta: \quad & \sigma_{\text{final}} \approx 11.25 \text{ pour } \hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 11.20 \text{ (} \hat{\sigma}_{\text{Smin}} \approx 16.81 \text{)} \end{aligned}$$

Dans le cas du bruit gaussien, les coefficients de corrélation et  $\hat{\sigma}_{\text{Smin}}$  sont légèrement plus faibles que pour le bruit uniforme ce qui diminue les valeurs de  $\sigma_{\text{final}}$ .

Exemple- Bruit gaussien: FOD<sub>E</sub>, N=7

$$\begin{aligned} \sigma_{\text{final}} &\approx 8.88 \text{ pour } \hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 8.85 \\ \text{avec } \hat{\sigma}_{\text{Smin}} &\approx 14.51 \text{ et } \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 \rho_{ij} \approx 18.35 \end{aligned}$$

Dans le cas du bruit exponentiel, les coefficients de corrélation et  $\hat{\sigma}_{\text{Smin}}$  sont encore plus faibles,  $\sigma_{\text{final}}$  est naturellement plus petit.

Exemple - Bruit exponentiel: FOD<sub>E</sub>, N=7

$$\sigma_{\text{final}} \approx 7.17 \text{ pour } \hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 7.12$$

$$\text{avec } \hat{\sigma}_{S_{\min}} \approx 12.32 \text{ et } \sum_{i=1}^7 \sum_{j=1}^7 \rho_{ij} \approx 16.58$$

L'objectif principal des filtre d'ordre directionnel est la préservation de structures caractérisées par la présence d'une ou plusieurs transitions. Alors la préservation de structure réside dans l'estimation de son orientation afin d'effectuer un traitement parallèlement à celle-ci. En l'absence de structure, l'estimation de l'orientation n'est pas significative. Dans le cas du bruit exponentiel, la présence de valeurs aberrantes crée localement une pseudo-structure. A ce titre, ces valeurs ne sont jamais contenues dans le segment  $S_{\min}$ . Dans ces conditions, l'écart-type empirique  $\hat{\sigma}_{S_{\min}}$  est naturellement plus petit que pour le bruit uniforme. Alors, la plus faible valeur de  $\hat{\sigma}_{S_{\min}}$  compense la corrélation entre les données filtrées. C'est cette raison qu'en présence de bruit exponentiel, le FOD médian est meilleur que le filtre optimal standard.

#### p - Conclusion

D'un point de vue global, les performances en réduction de bruit du  $FOD_E$  sont moins bonnes que pour le  $FOD_{\eta}$ . Ce résultat est à rapprocher des caractéristiques en préservation de structures fines qui donnent de meilleures propriétés pour le  $FOD_E$  que pour le  $FOD_{\eta}$ . Le choix du critère d'homogénéité est guidé par leurs propriétés. Sans avoir des résultats fondamentalement différents, la différenciation entre les opérateurs peut être faite par:

- une meilleure préservation des structures fines pour le  $FOD_E$ ;
- de meilleures caractéristiques en réduction de bruit pour le  $FOD_{\eta}$ .

### 3.1.1 - Performances en réduction de bruit des FODA

Nous utiliserons les notations suivantes:

- FODA: Filtre d'ordre directionnel avec adaptation de la largeur de la fenêtre de filtrage;
- $FODA_{\eta}$ : FODA avec l'écart absolu moyen comme critère d'homogénéité;
- $FODA_E$ : FODA avec l'étendue comme critère d'homogénéité;
- FOS\_2D: Filtre d'Ordre Standard (FOS) à fenêtre carrée bi-dimensionnelle.

Le FODA utilise deux types de filtre, l'un déjà présenté (FOD) et l'autre connu, (FOS\_2D). La commutation est réalisée à partir de la classification de l'histogramme des anisotropies. Le cas stationnaire représente un leurre pour la classification par maximum de la variance inter-classe qui étiquettera obligatoirement des pixels "forte" anisotropie. Ceci est induit par le caractère global et figé de la classification.

Les valeurs de  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$  pour les critères E et  $\eta$  étant proches, nous ne mentionnons que les résultats relatifs au critère d'étendue pour un filtre médian. L'écart-type de sortie,  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$ , du  $FODA_E$  médian en fonction de N est donné par le tableau IV.5. Dans ce tableau, nous mentionnons la proportion de pixels dans chaque classe d'anisotropie. De même, nous rappelons l'écart-type empirique de sortie pour les filtres utilisés.

<b>Bruit uniforme</b>	7	11	15
FOD <sub>E</sub>	12.98	10.74	9.32
<i>forte</i> anis. (en %)	0.53	0.49	0.46
FOS_2D	4.86	3.14	2.31
<i>faible</i> anis. (en %)	0.47	0.51	0.54
FODA <sub>E</sub>	11.34	9.00	7.49

<b>Bruit gaussien</b>	7	11	15
FOD <sub>E</sub>	9.29	7.33	6.26
<i>forte</i> anis. (en %)	0.52	0.41	0.37
FOS_2D	3.57	2.28	1.68
<i>faible</i> anis. (en %)	0.48	0.59	0.63
FODA <sub>E</sub>	7.87	5.53	4.41

<b>Bruit exponentiel</b>	7	11	15
FOD <sub>E</sub>	6.52	4.95	4.13
<i>forte</i> anis. (en %)	0.42	0.44	0.39
FOS_2D	2.28	1.41	1.05
<i>faible</i> anis. (en %)	0.58	0.56	0.61
FODA <sub>E</sub>	5.10	3.61	2.86

Tableau IV.5: **Filtre médian** - Ecart-type de sortie  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$  en fonction de la taille du filtre N pour différents bruits blancs ( $\sigma_{\text{init}}=20$ )

L'écart-type calculé,  $\sigma_{\text{calc}}$ , du FODA au prorata de la proportion de chaque classe est donné par:

$$\sigma_{\text{calc}} = \sqrt{n_{\text{faible}} \hat{\sigma}_{\text{FOS\_2D}}^2 + n_{\text{forte}} \hat{\sigma}_{\text{FOD}}^2} \quad \text{avec} \quad (\text{Eq. IV.4})$$

$n_{\text{faible}}$ : proportion de pixels appartenant à la classe *faible* anisotropie;

$n_{\text{forte}}$ : proportion de pixels appartenant à la classe *forte* anisotropie;

$\hat{\sigma}_{\text{FOS\_2D}}^2$ : la variance empirique du FOS\_2D

$\hat{\sigma}_{\text{FOD}}^2$ : la variance empirique du FOD

Or,  $\sigma_{\text{calc}}$  est toujours inférieur à  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$ , par exemple pour N=11, on a:

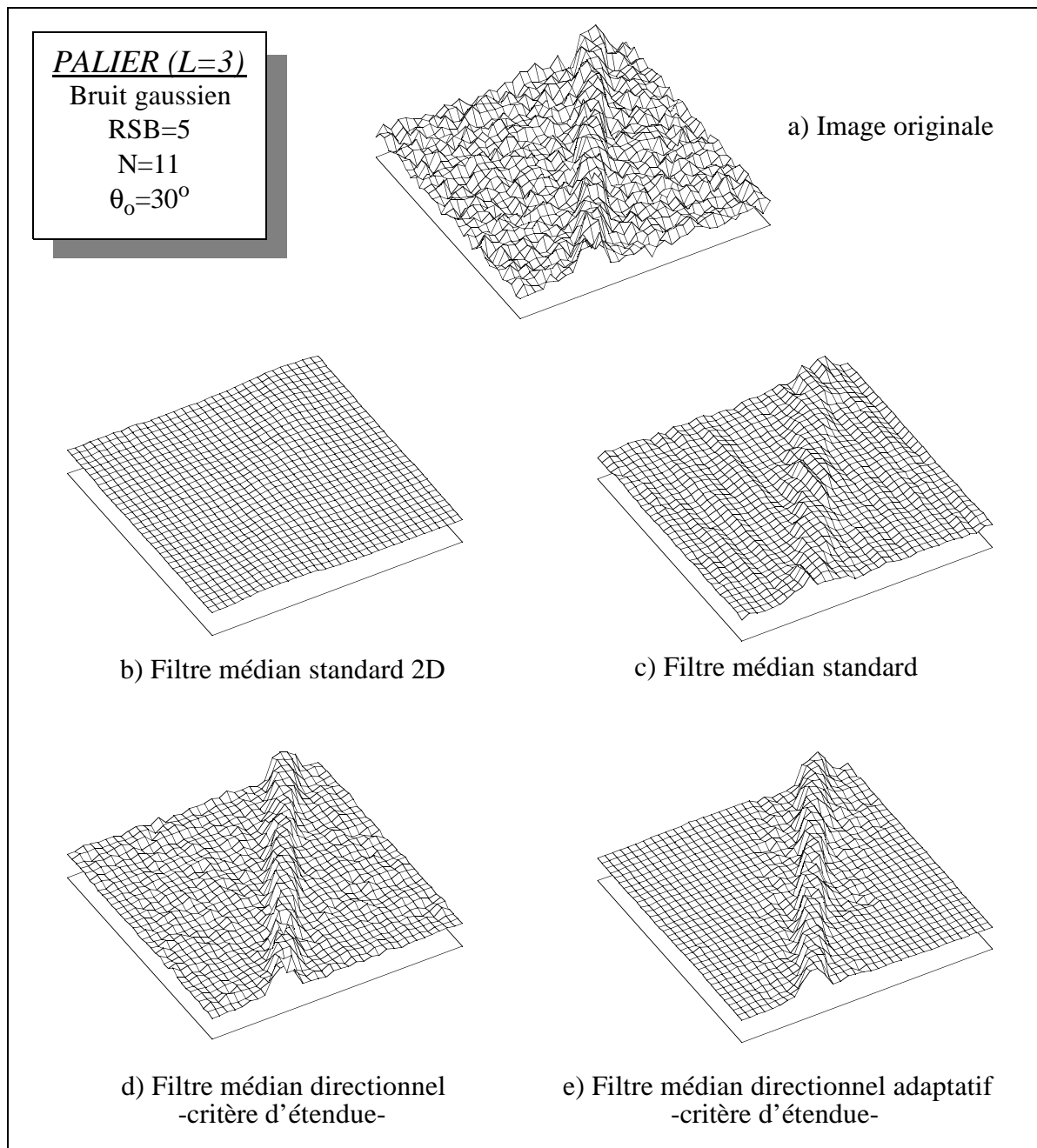
. Bruit uniforme:  $\hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 9.00$  et  $\sigma_{\text{calc}} \approx 7.87$

. Bruit gaussien:  $\hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 5.53$  et  $\sigma_{\text{calc}} \approx 4.99$

. Bruit exponentiel:  $\hat{\sigma}_{\text{final}} \approx 3.61$  et  $\sigma_{\text{calc}} \approx 2.86$

Cet écart est dû à la classification par l'anisotropie qui rend les caractéristiques statistiques des niveaux de gris locaux différents entre les pixels de *forte* et de *faible* anisotropie. Cette différence est d'autant plus grande que le bruit possède un kurtosis élevé.

## 3.1.2 - Résultats expérimentaux

Figure IV.6: **PALIER** - Filtrages médian

L'objectif initial étant la préservation de structures fines et allongées, nous avons synthétisé une image-test constituée d'un palier de largeur  $L$  et d'orientation  $\theta_0$  que l'on a bruité par un bruit gaussien additif. La taille des filtres est fixe et égale à 11. Le filtrage choisi est le médian, qui met le plus en valeur la bonne ou la mauvaise estimation de direction sur des objets fins. Le critère d'homogénéité utilisé est l'étendue.

La première image (figure IV.6) est un palier de largeur  $L=3$ . Le RSB vaut 5. Naturellement, le FOS\_2D médian (image b) ne conserve pas le palier mais lisse bien le bruit. Dans le cas où l'orientation de la structure n'est pas celle de la fenêtre de filtrage, un filtre mono-dimensionnel à fenêtre fixe (FOS médian ligne - image c), atténue ou détruit le motif.



Le  $FOD_E$  conserve mieux les objets fins mais réduit moins le bruit dans les zone homogènes qu'un filtre 2D (image d). L'adaptation de la largeur de la fenêtre de filtrage a pour but d'utiliser les performances en réduction de bruit du  $FOS_{2D}$  et les qualités de préservation des structures du FOD. Le  $FODA_E$  médian (figure e) illustre l'intérêt de l'utilisation des deux filtres.

La seconde image (figure E.4) est une image similaire, ayant un rapport signal/bruit réduit à 3. Volontairement, nous avons augmenté la largeur du palier à 4 afin de mieux percevoir les effets. Les résultats obtenus sont analogues à ceux de l'image précédente. La figure E.4.e illustre d'autant plus l'effet bénéfique de la collaboration des deux filtrages.

D'une manière générale, le FOD préserve toutes les structures marquant une organisation spatiale rectiligne. En considérant la classification des anisotropies correcte, le FODA permet d'accentuer la réduction de bruit dans les zones stationnaires. Si celles-ci ne sont pas très bruitées, l'effet sera moindre. Ce point sera souligné dans les résultats expérimentaux.

#### **4 - RESULTATS EXPERIMENTAUX SUR LES IMAGES NATURELLES**

Afin d'évaluer les performances d'un traitement sur les images, il est nécessaire de définir le but pour lequel est effectuée l'opération. Si le traitement est destiné à améliorer l'image pour une interprétation humaine alors seul l'expert peut valider l'opération. Par contre, si l'opération intervient à l'intérieur d'une chaîne de traitements automatiques d'images alors l'expert est le traiteur d'image qui validera lui-même, ou par l'intermédiaire d'indices de performances, le travail réalisé. Notre expertise étant plus restreinte que les domaines d'application des images numériques, notre évaluation se fera par une étape de segmentation en régions ou de détection de contours. Néanmoins, le filtrage pourra être apprécié directement.

Nous proposons d'effectuer un filtrage médian qui permet de mettre en évidence les erreurs d'estimation d'orientation relatives aux objets fins. Le critère d'homogénéité est l'étendue. Nous utiliserons les filtres d'ordre directionnels ( $FOD_E$ ) et les filtres d'ordres directionnels adaptatifs ( $FODA_E$ ) de taille N. Afin d'apprécier l'amélioration apportée par le filtrage, la segmentation se fera aussi sur l'image originale. Une correction gamma de facteur 2 a été appliquée sur certaines images. Cette modification a été effectuée après les traitements et ce par souci de lisibilité.

##### *p - Segmentation en régions*

La segmentation en régions utilisée est basée sur une décomposition par quad-tree puis fusion. Le seuil initial conditionne l'arrêt de la décomposition par un test de l'étendue des niveaux de gris dans la région. La fusion de deux régions connexes est opérée si la différence des moyennes des niveaux de gris dans chacune des régions est inférieure à un "seuil de fusion". Une troisième étape est parfois utilisée, qui fusionne les petites régions avec la région voisine de plus proche moyenne. La segmentation résultante est représentée par les images des valeurs moyennes des régions. Afin de mieux distinguer les régions, les contours des régions sont superposés.

La description générale des images utilisées est mentionnée au début de l'annexe E. Les

images concernées sont: *IRM* (figure IV.7), *AQUITAINE* (figure E.5, ANNEXE E), *MUSCLE* (figure E.6). Les images *AQUITAINE* et *MUSCLE*, étant constituées de zones homogènes séparées par des transitions de bonne qualité, l'objectif est la préservation des zones avec une atténuation du bruit.

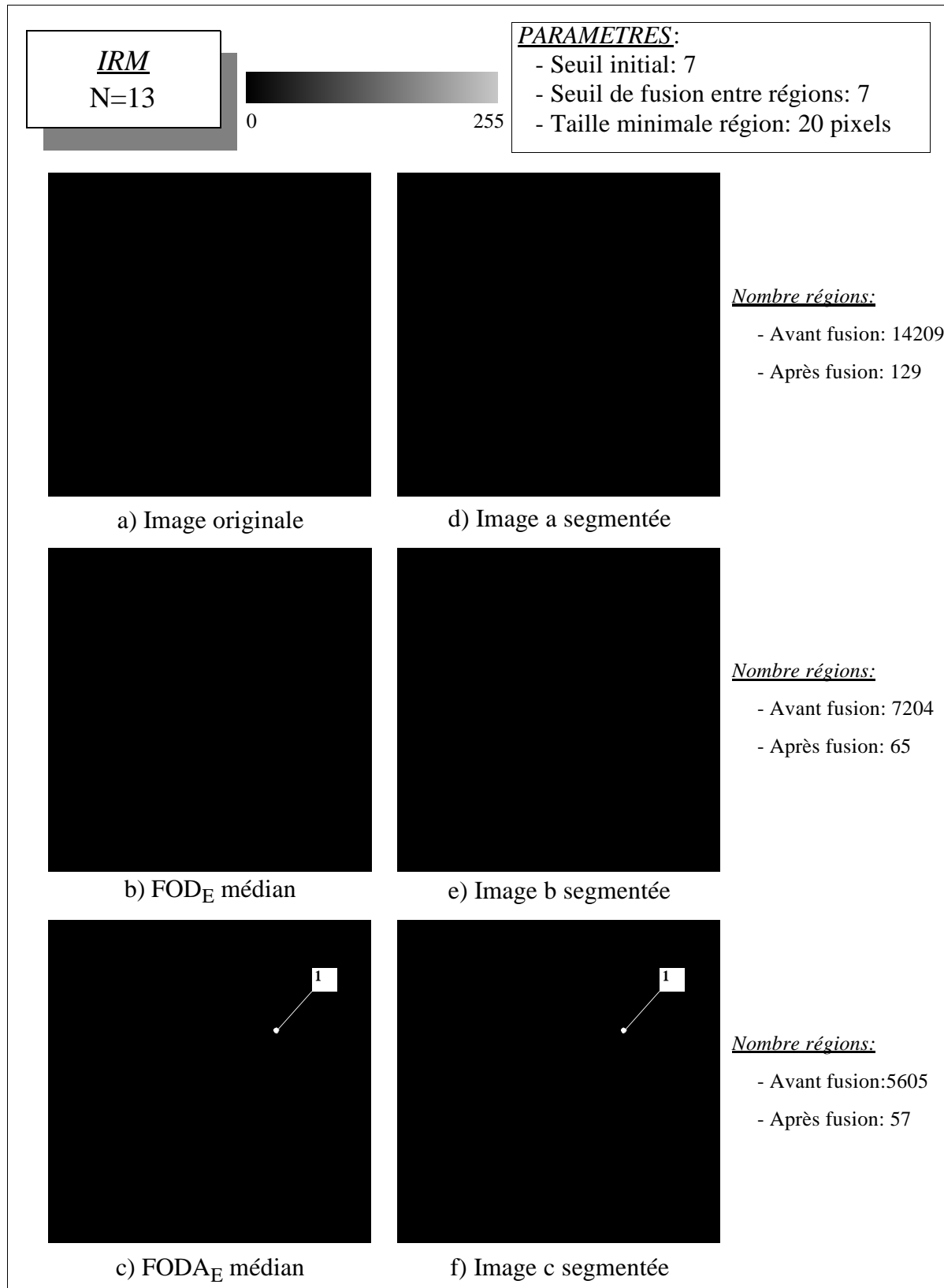
L'image *IRM* présente des transitions nettes (entre la cellule et le fond) et des transitions plus floues (intérieur de la cellule). L'objectif, dans ce cas, est de filtrer le bruit, tout en évitant de détruire les informations à l'intérieur de la cellule. La segmentation montre l'intérêt du filtrage directionnel en préservant les transitions entre les régions même pour une taille de filtre élevée ( $N=13$ ) avec des transitions localement rectilignes et curvilignes. Sur certaines parties de l'image (<sup>1</sup>), la classification des anisotropies est mise en défaut. Comme nous l'avons souligné, dans le cas où le motif local représente une rampe, le degré d'anisotropie est faible. Ces zones sont alors filtrées à partir de la fenêtre 2D, ce qui "rogne" ces motifs. Dans le cas du  $FOD_E$  (im. b), les contours des régions (im. e) sont bien mieux préservés que pour le  $FODA_E$  (im. c & f).

p - Détection de contours

La détection de contours est réalisée en trois étapes: calcul de l'image des modules du gradient par l'opérateur de Deriche, détection des maxima locaux puis seuillage. Le paramètre d'échelle est adapté à chaque série d'images.

Les images concernées sont: *QUITO* (figure IV.8), *PADOUE* (figure E.7, ANNEXE E), *ANGIOGRAPHIE* (figure E.8).

Pour l'image *QUITO*, le but est de détecter les routes. Dans ce type d'image, le bruit est représenté par tout ce qui ne possède pas une certaine organisation spatiale (îlots). Les routes sont typiques de structures fines et allongées. Les routes, étant en principe allongées, nous avons pu utiliser une taille de filtre importante ( $N=17$ ). Ceci donne aux images résultats (im. b & c) un aspect d'image segmentée. Les images contours (im. e & f) illustrent l'apport dû au filtrage directionnel. Les routes sont mieux définies et il y a beaucoup moins de contours parasites.



*Figure IV.7: Segmentation en régions par décomposition en quad-tree et fusion*  
 Image segmentée=Moyenne de chaque région avec superposition des contours des régions  
*IMAGES AVEC CORRECTION GAMMA=2* -(Image CNRS-GDR 134)

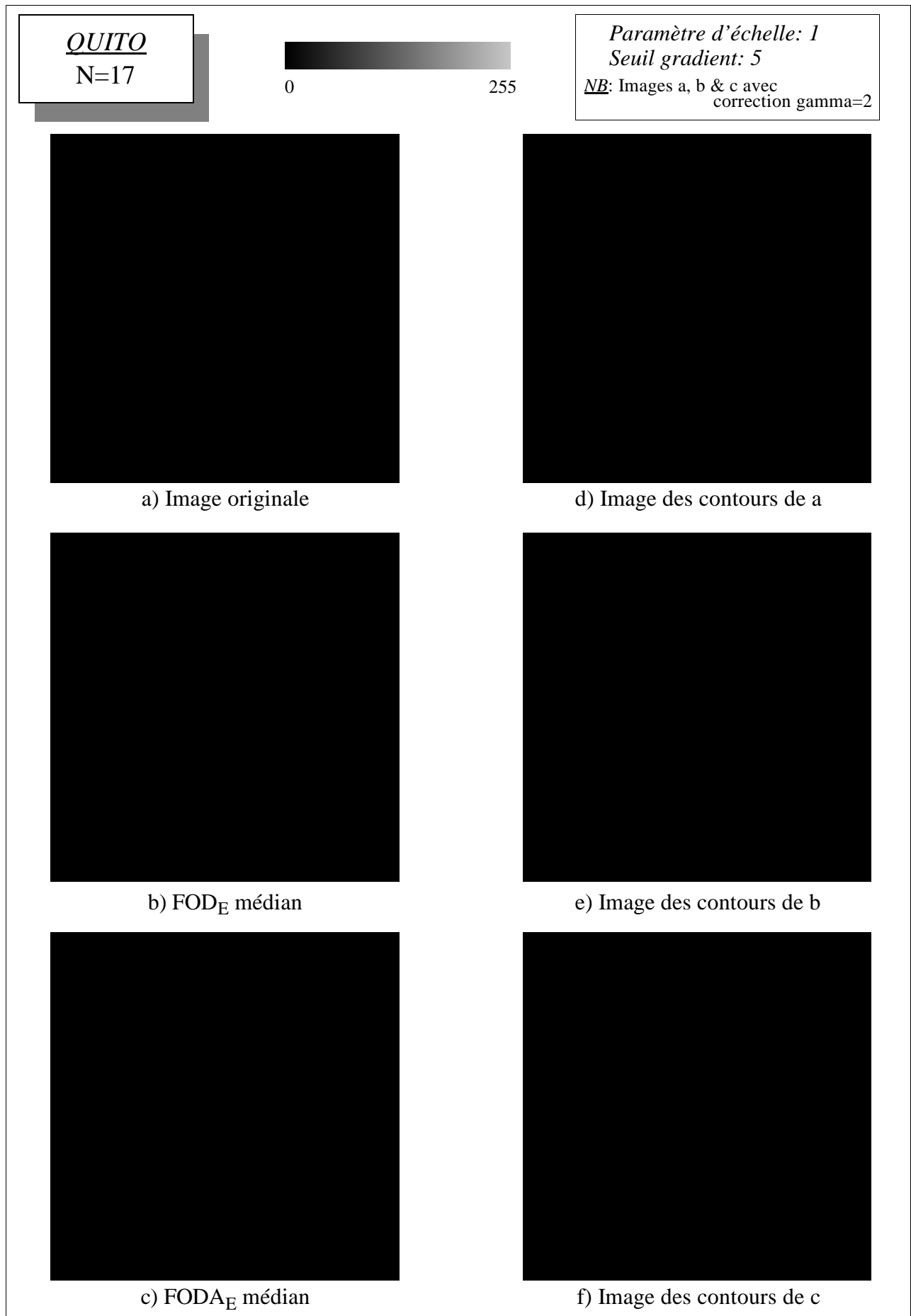


Figure IV.8: Détection de contours (Image CNRS-GDR 134)

## 5 - EXTENSIONS

La structure du filtre d'ordre directionnel comporte différents étages. Ces étages peuvent être utilisés de façon indépendante afin d'utiliser ou de favoriser une information précise comme l'estimation de l'orientation.

D'autre part, l'approximation des structures élémentaires dans la fenêtre d'analyse (FA) peut être rendue plus fine en considérant d'autres segments discrets.

### 5.1 - Image des anisotropies

Nous mentionnons ici ce qui pourrait être utilisé comme une technique de détection de motifs longilignes. En effet, l'image des anisotropies peut être utilisée comme un prétraitement (figure IV.9).

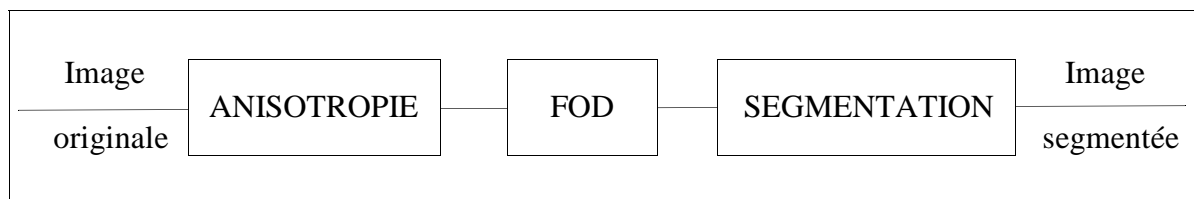


Figure IV.9: Schéma de principe d'une segmentation basée sur l'image des anisotropies

La figure IV.10 présente l'image originale *FISSURE* et l'image finale obtenue suivant le schéma de principe ci-dessus. L'ensemble des images est donné en ANNEXE E (figure E.9).

La taille des opérateurs d'anisotropie et de filtrage est  $N=21$ . Nous avons effectué une détection de contour sur l'image des anisotropies (im. E.9.a & E.9.d), sur l'image originale (figure IV.10.a) filtrée par l'opérateur  $FOD_E$  médian (im. E.9.b & E.9.e) et enfin sur l'image filtrée des anisotropies par le  $FOD_E$  médian (im. E.9.c & E.9.f). La comparaison des trois résultats montre l'avantage d'appliquer ce principe à la détection de structures anisotropes.

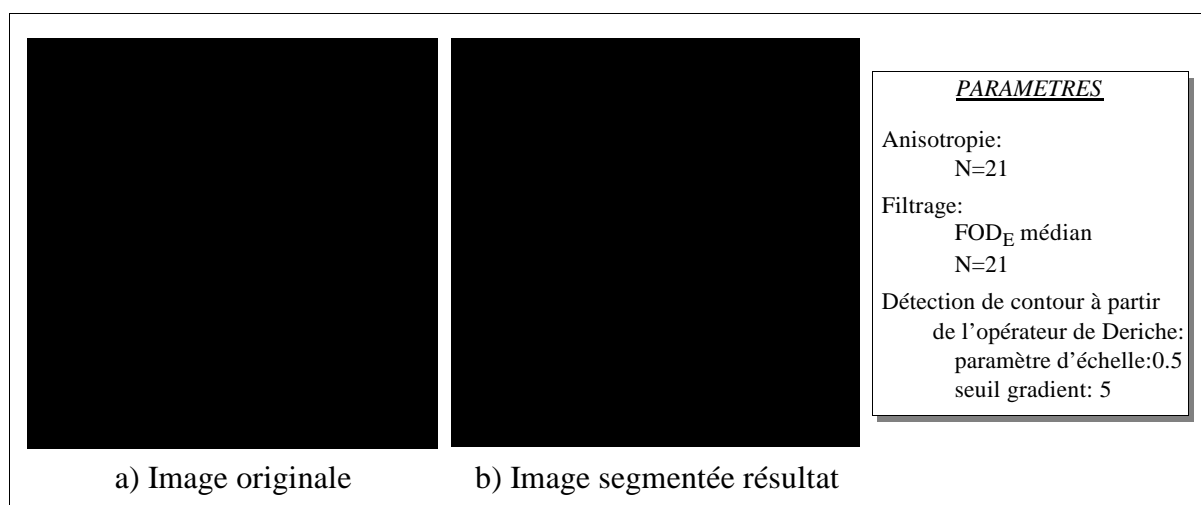


Figure IV.10: FISSURES - Utilisation de l'image d'anisotropie(Image CNRS-GDR 134)

## 5.2 - Images des orientations

L'évaluation de l'orientation est utilisée en sciences des matériaux sur des structures lamellaires. Dans [COS-89], des méthodes sont proposées afin de déterminer l'orientation globale ou locale d'un ensemble de motifs à partir de la rose des intercepts ou des directions. Néanmoins, ces techniques requièrent une image segmentée.

Dans la structure générale du filtre d'ordre directionnel, la première étape est l'estimation locale de l'orientation. A partir de ces informations, l'image des orientations, représentées par leurs codes, est construite. Alors, la rose des directions peut être estimée à partir de l'image initiale sans une étape de segmentation préalable. Nous allons illustrer la démarche par un exemple. L'image *CHAMPS* est une vue aérienne d'une zone agricole. Un découpage a été effectué en trois parties délimitant trois parcelles de terrain dont les sillons forment un ensemble de structures anisotropes (figure IV.11.a) - chaque partie pourrait être une image entière. Nous avons calculé l'image des codes des directions pour une taille de l'opérateur de 13 (figure E.10.b). La rose des directions est obtenue à partir de l'intervalle angulaire que définit le code (figure II.8, p. 30). Pour  $N=13$ , les roses des directions sont données par la figure IV.11.b-e. La valeur explicite de l'orientation dans la zone considérée est calculée à partir de l'équation III.12 (p. 58). Suivant ce principe, pour  $N=13$  et  $N=23$ , l'angle  $\theta_e$  est estimé:

N	Partie 1	Partie 2	Partie 3
13	121 °	- 2 °	55 °
23	119 °	- 5 °	54 °

Tableau IV.6: Angle estimé,  $\theta_e$  (en degré), à partir de la rose des directions  
- critère d'étendue -

Le résultat est représenté sur l'image initiale (figure IV.11.a) par les droites d'orientation  $\theta_e$  (continues pour  $N=13$  et pointillées pour  $N=23$ ).

Le cas d'une image à deux directions principales est représenté en groupant deux parcelles d'orientation différente (parties 1 et 3). Dans ce cas, la rose des directions est donnée par la figure IV.11.e.

On peut constater que pour des petites tailles de filtre (i.e résolution angulaire grossière), les résultats obtenus sont de l'ordre du degré ce qui est acceptable pour beaucoup d'applications. Ceci permet de diminuer le temps de calcul en diminuant le nombre d'orientations possibles.

L'estimation de l'orientation par cette méthode est viable dans la mesure où la proportion de pixels correspondant à la direction est suffisante. Si l'on prend l'image *FISSURE* (figure E.9.a), la rose des directions ne permettrait pas de déceler l'orientation de la fissure.

Sur des images numériques, avec une ou deux orientations privilégiées, le calcul de la rose des directions est directement réalisable. Dans le cas d'une image à plusieurs orientations, comme l'image *CHAMPS*, la rose des directions doit être calculée après une étape de segmentation. Dans ce cas, elle permet d'enrichir une analyse de texture par exemple.

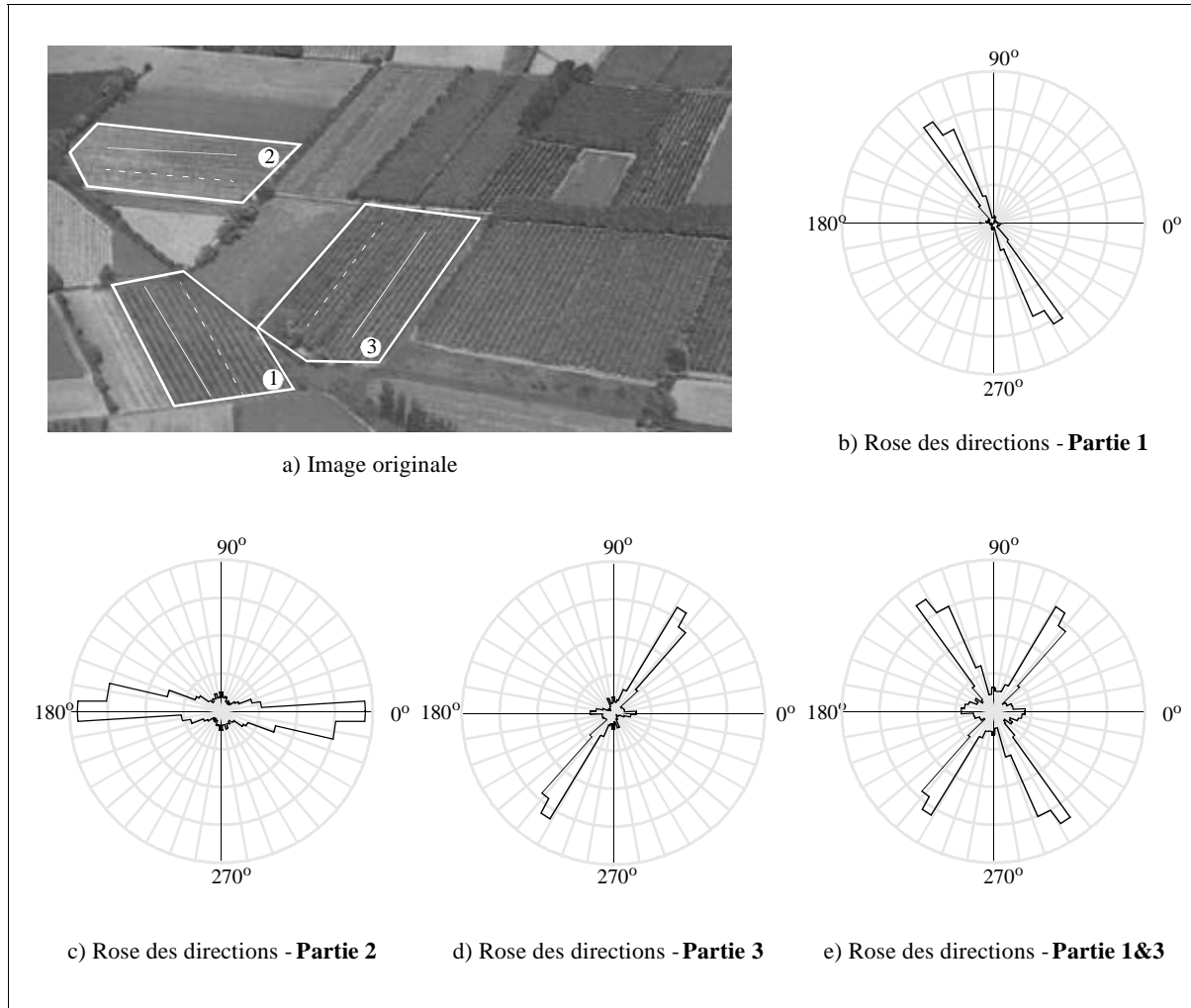


Figure IV.11: CHAMPS - Rose des directions - critère d'étendue (N=13)

### 5.3 - Partitionnement de fenêtre en "rayon"

Nous pouvons envisager d'utiliser un ensemble différent de segments discrets dans la fenêtre d'analyse (FA) afin d'obtenir une approximation plus fine des structures.

#### 5.3.1 - Principe

Nous proposons d'utiliser l'ensemble des segments discrets,  $S$ , de FA (de taille  $N \times N$  avec  $N=2n+1$ ) joignant le pixel central aux pixels du bord. Le nombre de segments est alors  $8n$  (figure IV.12).

L'objectif est alors d'obtenir la paire de segments d'homogénéité la plus grande. Le critère considéré est l'étendue des niveaux de gris dans la fenêtre choisie. Si  $S_{\min 1}$  et  $S_{\min 2}$  sont les segments sélectionnés, alors la fenêtre finale,  $S_{\min}$ , est donnée par:

$$S_{\min} = S_{\min 1} \cup S_{\min 2} \quad (\text{Eq. IV.5})$$

Avec une approximation plus fine des structures, la complexité des algorithmes de recherche de la plus grande homogénéité augmente. Pour la recherche de la paire de segments, nous proposons deux algorithmes: un algorithme exhaustif et un algorithme par contrainte.

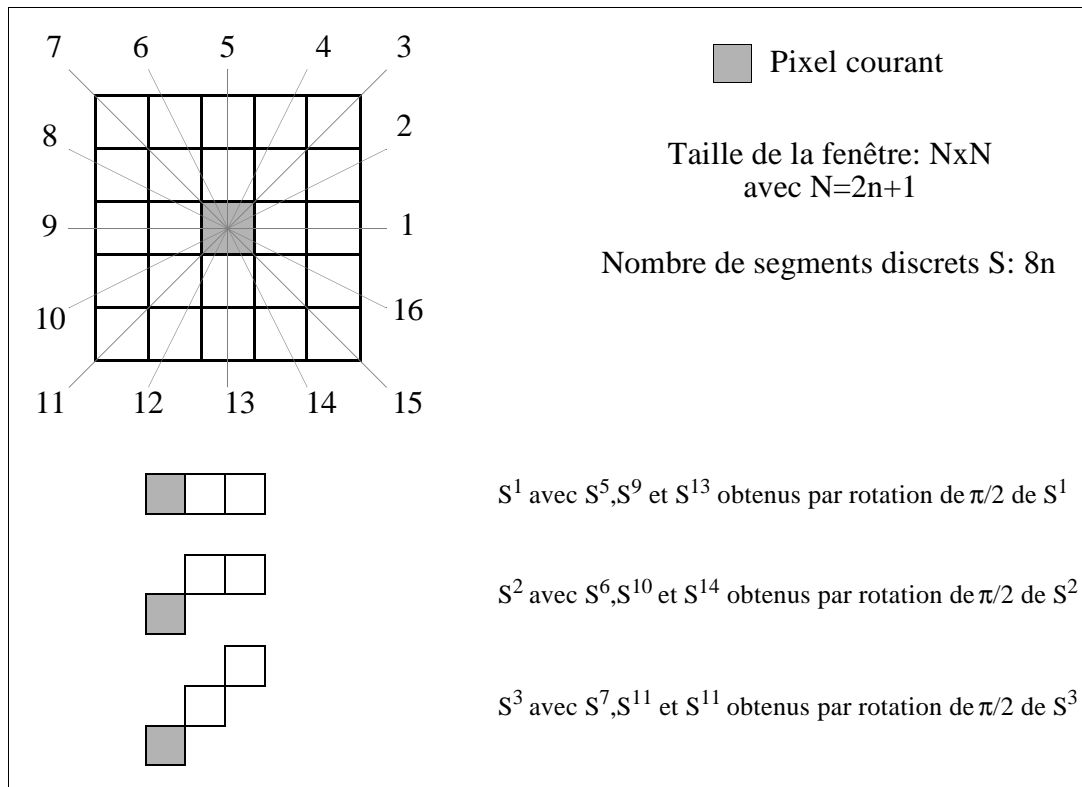


Figure IV.12: Segments discrets associés ( $N=5; n=2$ )

### 5.3.2 - Algorithme de recherche exhaustive

Quel que soit le critère d'homogénéité choisi, l'algorithme exhaustif teste l'ensemble des paires de segments. La complexité de l'algorithme est de l'ordre de  $(8n^2) \cdot (8n-1)$ , ce qui rend la méthode très longue. Le temps de traitement est d'autant plus long que le calcul du critère d'homogénéité est complexe.

### 5.3.3 - Algorithme par contrainte

L'algorithme par contrainte est constitué de deux étapes. La première consiste à trouver le segment d'homogénéité la plus grande. Le second segment est celui qui aura la valeur moyenne des niveaux de gris la plus proche du premier segment. Ceci permet de diminuer la complexité à  $(8n) \cdot (8n-1)$ .

### 5.3.4 - Performance en réduction de bruit

Nous avons construit un filtre basé sur le partitionnement en "rayon". Une brève étude des performances en réduction de bruit du filtre a montré que les deux segments sélectionnés avaient des orientations très voisines. Cette caractéristique possède l'inconvénient de créer des taux de corrélation entre les données élevés. Dans ces conditions, nous proposons des algorithmes légèrement différents tels que l'angle entre  $S_{\min 1}$  et  $S_{\min 2}$  soit au minimum de  $90^\circ$  (Versions bis des algorithmes).



Afin de résumer les performances en réduction de bruit, nous exposons les résultats dans le cas stationnaire pour un filtre moyennneur de taille  $N=7$ . Le bruit est gaussien centré d'écart-type initial  $\sigma_{\text{init}}=20$ .  $\hat{\sigma}_{\text{Smin}}$  est l'écart-type empirique dans la fenêtre  $S_{\text{min}}$ . La réduction de bruit est mesurée à partir de l'écart-type empirique de sortie,  $\hat{\sigma}_{\text{final}}$ . En fonction de la matrice de corrélation, l'écart-type final,  $\sigma_{\text{final}}$ , est calculé à partir de l'équation IV.3 (p. 80). Le tableau IV.7 donne les résultats expérimentaux en comparaison avec le filtre d'ordre directionnel.

	Algorithme exhaustif	Algorithme exhaustif-bis	Algorithme par contrainte	Algorithme par contrainte-bis	Filtre directionnel
$\hat{\sigma}_{\text{Smin}}$	14.37	14.21	18.95	19.06	14.51
$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \rho_{ij}$	34.83	31.21	17.32	16.27	18.35
$\hat{\sigma}_{\text{final}}$	<b>11.83</b>	<b>11.06</b>	<b>10.34</b>	<b>10.01</b>	<b>8.85</b>
$\sigma_{\text{final}}$	12.12	11.34	11.27	10.98	8.88

Tableau IV.7: Réduction de bruit et corrélation pour le filtre moyennneur à partitionnement de fenêtre en “rayon” avec  $N=7$  (Taille échantillon: 5000)

En terme réduction de bruit, les filtres *bis* fournissent des écarts-type en sortie plus faibles que les filtres initiaux respectifs par atténuation du taux de corrélation. L'ensemble de ces filtres donne des résultats moins performants que le filtre directionnel. Les raisons diffèrent suivant les algorithmes utilisés. Pour l'algorithme exhaustif,  $\hat{\sigma}_{\text{Smin}}$  est faible mais le taux de corrélation est très élevé. Dans le cas de l'algorithme par contrainte, c'est exactement le contraire qui se produit. Ceci nous conduit à la conclusion suivante. En lissage de bruit, un filtre à partitionnement en “rayon”, doit gérer le compromis qui consiste à obtenir l'écart-type dans  $S_{\text{min}}$  le plus faible possible sans engendrer des taux de corrélation élevés.

### 5.3.5 - Résultats expérimentaux

Dans le cas des images naturelles, nous avons observé que, pour les quatre algorithmes, les résultats obtenus sont semblables. Les images résultats présentées ont été filtrées par un filtre médian.

L'observation du résultat sur l'image *QUITO* (figure E.11.b) montre que cet opérateur accentue les défauts dans les transitions (le bord des routes). Cet effet est aussi visible pour des structures plus circulaires et l'exemple est donné sur l'image *ANGIOGRAPHIE* (figure E.11.e) où si les structures sont globalement préservées, la qualité des transitions est médiocre. Néanmoins, l'approximation locale des motifs est correcte et peut être examinée sur l'extrait de *QUITO* (identique à la figure E.1).

Globalement, les résultats obtenus ne sont pas ceux escomptés, néanmoins il y a une plus

grande souplesse dans le choix des coefficients pour la préservation des zones anguleuses.

#### **5.4 - Fermeture de contours**

En règle générale, une détection de contours est constituée de trois étapes: dérivation de l'image initiale, recherche des contours et fermeture des contours. C'est sur cette dernière étape que l'opérateur directionnel et l'opérateur à fractionnement de fenêtre en "rayon" peuvent être utilisés afin d'effectuer une fermeture par la prise en compte d'informations géométriques. Ces étapes peuvent être réalisées sur l'image initiale ou sur l'image gradient.

Il faudra tenir compte du fait que la meilleure estimation de l'orientation locale d'une structure est obtenue sur les pixels voisins du contour et non pas sur le contour lui-même.

### **6 - CONCLUSION**

Pour les prétraitements d'images numériques, l'objectif est la conservation des structures pertinentes associée à l'atténuation des phénomènes considérés comme parasites. Les objets fins et allongés présentent un problème délicat. Si le prétraitement est inapproprié, ils peuvent être éliminés ou fortement atténués. Afin de préserver au mieux ces structures, nous proposons l'utilisation d'un filtre d'ordre directionnel. Dans la fenêtre d'analyse, le découpage en segments de droite discrets permet d'estimer l'orientation locale d'une structure. Le filtrage est alors réalisé dans la fenêtre correspondant au segment discret de plus grande homogénéité.

En terme de réduction de bruit, les filtres d'ordre directionnels sont globalement au moins aussi bons que les mêmes filtres d'ordre à direction fixe. La corrélation des données à l'intérieur du segment privilégié explique que la variance de sortie du filtre directionnel ne soit pas plus faible. Cependant, plus la distribution du bruit est étalée, meilleurs sont les résultats. Le filtre médian directionnel constitue un bon compromis pour l'ensemble des modèles de bruit testés. Dans ce contexte, le critère d'écart absolu est plus efficace que l'étendue.

Les études de l'estimation de l'orientation et de la réduction de bruit indiquent qu'une meilleure préservation des structures fines est obtenue avec le critère d'étendue alors que de meilleures caractéristiques en réduction de bruit sont obtenues pour le critère d'écart absolu.

En principe, les images naturelles sont constituées de transitions et de zones homogènes majoritaires auxquelles s'ajoute du bruit d'origines diverses. Au filtre d'ordre directionnel, l'adjonction d'une adaptation de la largeur de la fenêtre de filtrage augmente la réduction de bruit dans les zones stationnaires. Le critère d'anisotropie permet de sélectionner soit un filtre directionnel, soit un filtre bi-dimensionnel.

Plusieurs opérateurs dérivés du schéma de principe présenté ont été proposés. Une approximation plus fine des structures locales n'a pas fourni les résultats escomptés. Suivant le but fixé, l'image des anisotropies peut être utilisée comme prétraitement au filtrage d'ordre directionnel. Pour les images où les structures sont fines et allongées (fissures...), les résultats obtenus sont très prometteurs. L'image des orientations, par l'intermédiaire de la rose des directions, peut être utilisée seule afin d'enrichir une méthode de segmentation.

## ***CHAPITRE V***

---

### ***APPLICATION AUX AUTORADIOGRAMMES DE SEQUENCES D'A.D.N***

## 1 - INTRODUCTION

L'exploitation des images de gels pour le séquençage de l'ADN peut être décomposée en trois parties: l'analyse d'image, la validation de la séquence et l'assemblage des séquences. Notre contribution se situe au niveau de l'analyse d'image ayant pour but de détecter et de localiser les bandes. La démarche proposée repose sur trois étapes (figure V.1): une segmentation des images en canaux, la détermination de la position des bandes à l'intérieur d'un canal et la détection des ambiguïtés.

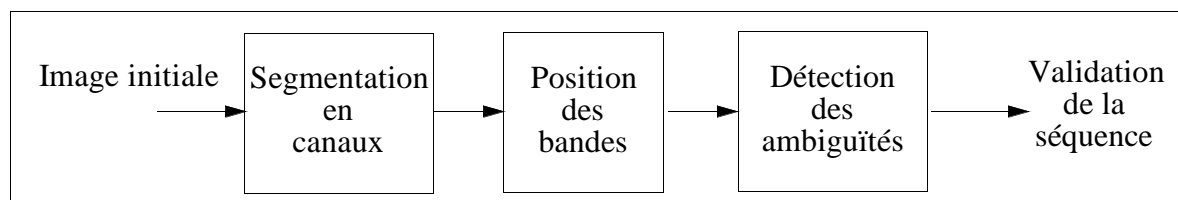


Figure V.1: Schéma-bloc de principe de l'analyse des images de séquences d'ADN

Les différentes étapes devront être effectuées dans un délai permettant un confort d'utilisation correct. C'est dans cet esprit que les techniques ont été développées. Tout au long de ce chapitre, les images de gel présentées seront le plus souvent différentes afin d'évaluer leurs diversités.

## 2 - LA SEGMENTATION EN CANAUX

Idéalement, dans les images de gel, les bandes et les canaux doivent être des structures rectilignes et mutuellement perpendiculaires. Dans la réalité, les bandes et les canaux possèdent des particularités différentes suivant leurs positions dans l'autoradiographie et suivant les expérimentations. Les gels ont donc des caractéristiques variables dont il faudra tenir compte dans l'analyse. Les distorsions géométriques et statistiques concernées ici sont:

- Canaux non verticaux et non rectilignes;
- Largeurs de canaux différentes d'un canal à l'autre et de haut en bas d'un même canal;
- Densité de bande plus grande en haut qu'en bas du gel;
- Bruit dans l'image;
- Artefacts divers (Rayures, traînées sur la radiographie durant l'acquisition par le scanner ou déformations locales des bandes).

### 2.1 - Différents types de peignes

Pour effectuer les autoradiographies de gel de séquence d'ADN, différents peignes sont utilisés. Leurs dents peuvent être de deux types: normales ou "dents de requin" (figure V.2). Pour l'application, le peigne est défini par trois paramètres:

- .  $L_c$ , la largeur théorique d'un canal;
- .  $L_d$ , la largeur théorique d'une dent;
- .  $P$ , la position du bord gauche du peigne.

La définition de ces paramètres permet de ne considérer qu'un seul type de peigne (pour les dents de requin,  $L_d=0$ ).

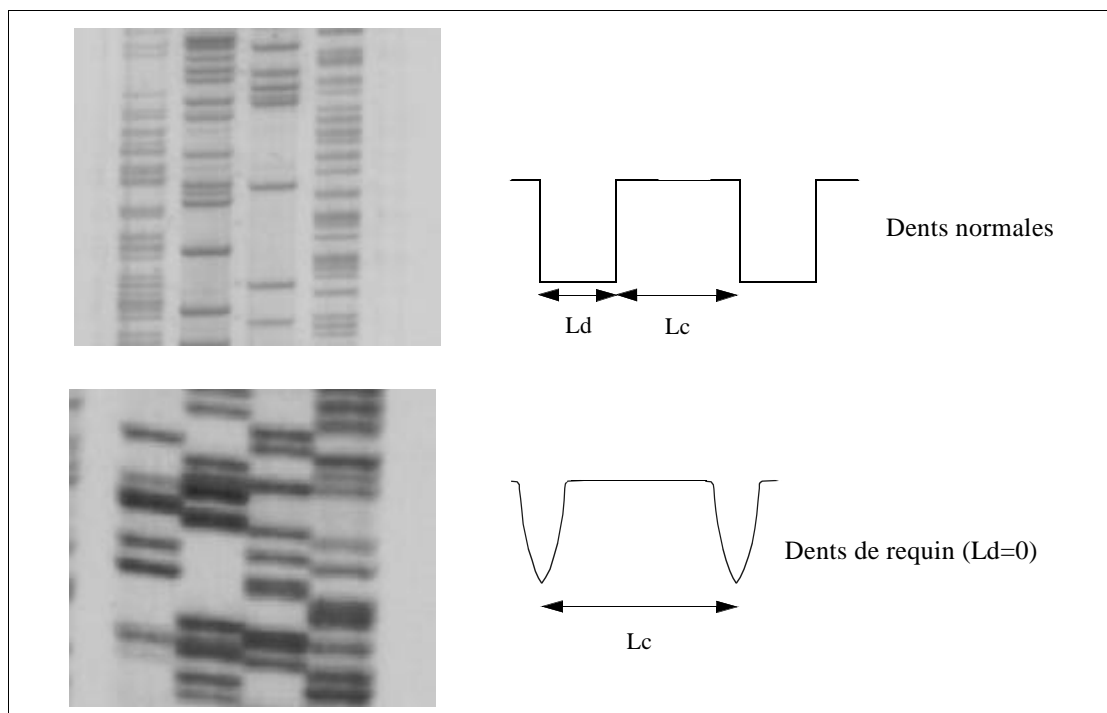


Figure V.2: Types de peigne représentés schématiquement

La principale différence engendrée par l'utilisation d'un peigne à dents de requin est la possibilité d'un débordement d'un canal sur un canal voisin (Overlap - figure I.12, p. 17).

Dans un premier temps, nous exposerons la méthode de segmentation utilisée pour les gels réalisés avec un peigne à dents de requin. Puis, nous verrons comment adapter la solution à des peignes à dents normales.

## 2.2 - Principe de la segmentation en canaux (Peigne à dents de requin)

Chaque canal, ayant une texture particulière créée par un arrangement spécifique des bandes, la segmentation en canaux est la recherche des frontières délimitant ces zones de textures différentes. La stratégie de la segmentation en canaux est élaborée à partir des hypothèses suivantes:

- (i) - Déformations des canaux lentes et continues;
- (ii) - Fréquence d'apparition des bandes plus importante en haut qu'en bas de gel (principe de migration par électrophorèse);
- (iii)- Largeurs des canaux peu différentes de celles du peigne physique:
  - . Largeur d'un canal constante de haut en bas (Dent de requin);
  - . Largeur d'un canal constante de haut en bas et largeur de dent variable (dent normale);
  - . Largeurs différentes d'un canal à l'autre;

(iv) - Nombre de canaux constant;

L'hypothèse (i) montre l'impossibilité d'utiliser une frontière unique pour toute la matrice d'ADN. Nous utilisons un traitement par blocs de hauteur constante afin d'approximer la courbure éventuelle des canaux par des segments de droite. Chaque bloc est une portion élémentaire de la matrice du fragment d'ADN avec ses propres caractéristiques (niveau de fond, orientation des bandes, frontières...). Une *matrice élémentaire* est définie par un bloc et un *canal élémentaire* par l'intersection entre un canal et la matrice élémentaire (figure V.3). On considère que les caractéristiques géométriques et statistiques d'une matrice élémentaire sont stationnaires.  $H$  est la hauteur de la matrice élémentaire. Le nombre total de matrices élémentaires est lié à la taille de la matrice.

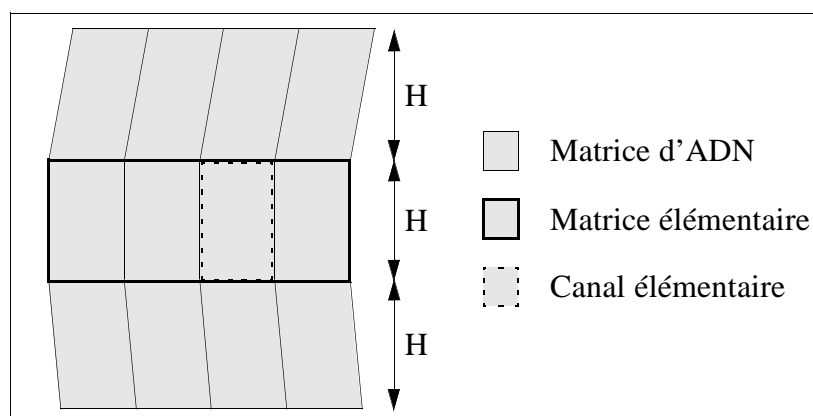


Figure V.3: Définition de la matrice et du canal élémentaire

Alors, la segmentation en canaux est la recherche des frontières entre canaux élémentaires avec la prise d'informations propres à la matrice élémentaire courante mais aussi d'informations provenant de la matrice élémentaire précédente.

Pour des causes liées à l'électrophorèse, les largeurs  $L_i$  (avec  $i=1...4$ ) des canaux sont différentes de la largeur imposée par le peigne,  $L_c$ . Il est alors nécessaire de réaliser une phase d'apprentissage des largeurs  $L_i$ . La remarque (ii) permet d'initialiser les zones de recherche des frontières dans la matrice. Une fois apprise, la largeur d'un canal sera constante pour toute la hauteur de la matrice.

L'estimation des largeurs  $L_i$  est réalisée dans la  $i^{\text{ème}}$  matrice élémentaire. Elle doit être la plus fiable possible. De par la remarque (iii), c'est dans le haut du gel que l'information sur les textures est la plus riche (plus de bandes).

La méthode générale proposée (figure V.4) peut être vue comme un automate qui se modifie en fonction des données présentes et passées. Chaque étape aura comme état initial, l'état final précédent. L'état initial du premier bloc sera le peigne théorique. Les informations transmises seront les largeurs de chaque canal et la position gauche du peigne.

Le positionnement horizontal, P, est considéré à partir du bord gauche. Le peigne théorique est positionné manuellement. L'unité étant le pixel, les valeurs réelles de la figure V.4 sont:

Etat théorique:

$$L_c = 47$$

$$P_t = 12$$

Etat 0:  $L_1 = 44; L_2=43; L_3=47; L_4=49$

$$P_0 = 12$$

Etat 1: Les largeurs sont les mêmes à l'état 0

$$P_1 = 18$$

En résumé, toutes les transitions T, représentent le positionnement des frontières qu'elles fournissent à l'état suivant. La transition T0 initialise en plus les largeurs  $L_i$  des canaux dans l'image. Donc, nous considérons deux types de transitions: la transition d'apprentissage (Transition 0) et les transitions de guidage (autres transitions).

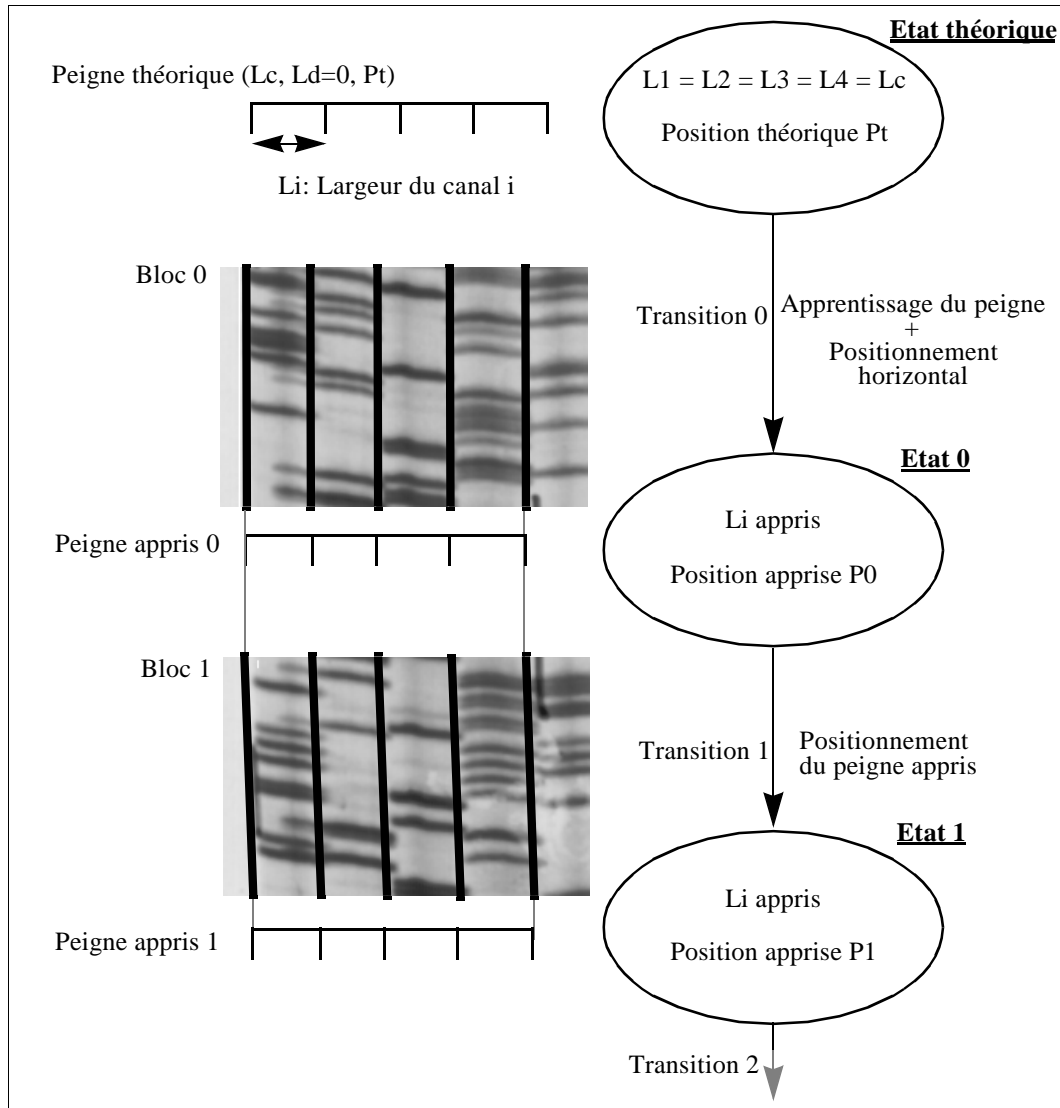


Figure V.4: Schéma de principe de la détection des frontières (Peigne à dents de requin)

### 2.2.1 - L'apprentissage

Dans un canal élémentaire, la texture est régulière. Le passage d'un canal à son voisin marque une différence de texture. C'est cette différence de texture que nous détectons. Etant donné que l'orientation des bandes peut être variable, nous prendrons en compte deux cas possibles: bandes horizontales, bandes à orientation quelconque.

#### p - Bandes horizontales

Si l'on considère un signal mono-dimensionnel vertical  $X_i$  (avec  $i$ , indice de la colonne), de longueur égale à la longueur  $H$  du bloc, alors  $X_{i-1}$  est généralement très similaire à  $X_i$  dans le



même canal élémentaire.

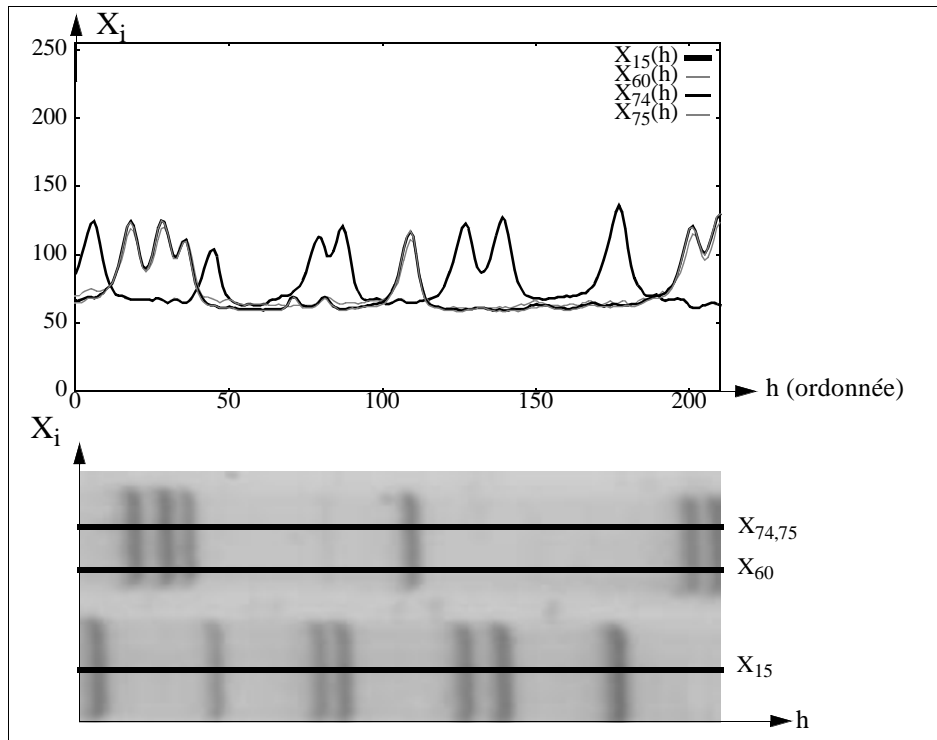


Figure V.5: Signaux mono-dimensionnels en différentes positions<sup>(1)</sup>

La figure V.5 montre différents signaux pris à des positions diverses. Afin de mesurer le degré de ressemblance entre ces signaux, nous mesurons leur coefficient de corrélation (produit scalaire normalisé). Pour deux signaux  $X_1$  et  $X_2$ , le coefficient de corrélation est défini par:

$$\rho = \frac{V_{X_1 X_2}}{\sqrt{V_{X_1} V_{X_2}}} \quad (\text{Eq. V.1})$$

avec  $V_X$ , la variance pour un signal  $X$  de longueur  $H$  tel que:

$$V_X = E[(X(h) - \bar{X})^2] \approx \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} (X(h) - \bar{X})^2 \quad (\text{Eq. V.2})$$

avec  $V_{X_1 X_2}$ , la covariance entre les signaux  $X_1$  et  $X_2$  de longueur  $H$  telle que:

$$(\text{Eq. V.3})$$

$$V_{X_1 X_2} = E[(X_1(h) - \bar{X}_1)(X_2(h) - \bar{X}_2)] = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} (X_1(h) - \bar{X}_1)(X_2(h) - \bar{X}_2)$$

1. Pour des facilités de lecture, la portion d'autoradiographie est représentée horizontalement.

avec  $\bar{X}$ , la moyenne empirique d'un signal  $X$  de longueur  $H$ :

$$\bar{X} = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} X(h) \quad (\text{Eq. V.4})$$

Pour deux signaux donnés, si  $\rho=0$ , les signaux sont linéairement indépendants et au contraire si  $\rho=1$ , les signaux sont parfaitement dépendants. Dans l'espace des signaux, cela revient à dire que les signaux sont strictement identiques à un coefficient et une moyenne près. En ce qui concerne l'application, nous calculons un coefficient de corrélation pour chaque colonne traitée, ce qui revient à élaborer une fonction de coefficient de corrélation  $\rho(i)$  avec  $i$  l'abscisse dans l'image de taille  $(L \times H)$ :

$$\rho(i) = \frac{V_{X_i X_{i+k}}}{\sqrt{V_{X_i} V_{X_{i+k}}}} \quad (\text{Eq. V.5})$$

pour  $i \in [1; L-k]$  et  $k$  entier strictement positif.

Les minima de  $\rho(i)$  correspondent aux changements de texture dans l'image et donc aux frontières entre canaux. La recherche des frontières se fait par l'étude des passages par zéro de la dérivée première de  $\rho(i)$ . La figure V.6 illustre l'expérimentation réalisée sur un gel.

Les zones de fond sont constituées uniquement de bruit, alors dans ces zones, la fonction de corrélation,  $\rho(i)$  est aussi bruitée. Ce phénomène est observé sur le bord gauche de l'image figure V.6. C'est pour cette raison que l'opérateur de recherche des frontières est de type dérivée-filtrée.

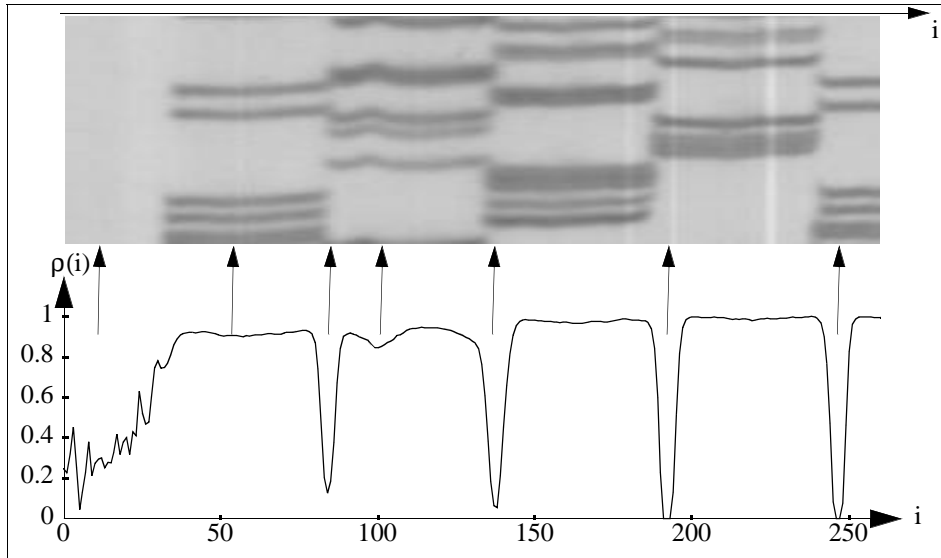


Figure V.6: Fonction du coefficient de corrélation  $\rho(i)$  avec correspondance des minima ( $k=5$ )

#### p - Bandes à orientations quelconques

Si l'on considère que les textures représentées par les bandes ont une orientation quelconque, l'expression de l'équation V.1 ne peut plus fournir une information fiable quant aux ressemblances entre signaux.

L'expression du coefficient de corrélation est alors dépendante d'une variable positionnement en abscisse  $i$  et du décalage  $\Delta$  en ordonnée entre les signaux traités:

$$\rho(i, \Delta) = \frac{\Gamma_{X_i X_{i+k}}(\Delta)}{\sqrt{\Gamma_{X_i}(0) \Gamma_{X_{i+k}}(0)}} \quad (\text{Eq. V.6})$$

avec  $\Gamma_{X_1 X_2}$ , l'intercorrélation entre les signaux  $X_1$  et  $X_2$  de longueur  $H$  telle que:

$$\Gamma_{X_1 X_2}(\Delta) = \frac{1}{H} \sum_{h=0}^{H-1} (X_1(h) - \bar{X}_1)(X_2(h - \Delta) - \bar{X}_2) \quad (\text{Eq. V.7})$$

Pour toutes les valeurs obtenues en fonction de  $\Delta$ , nous prendrons celles qui donnent les valeurs du coefficient de corrélation maximales. Nous obtenons la nouvelle expression de la fonction de corrélation  $\rho(i)$ :

$$\rho(i) = \text{MAX}[\rho(i, \Delta)]_{\Delta} \quad (\text{Eq. V.8})$$

pour  $i \in [1; L-k]$ ,  $k$  entier strictement positif et  $\Delta \in [-t; t]$

Le choix de l'intervalle,  $[-t; t]$ ,  $t$  entier strictement positif, de  $\Delta$  est directement lié à l'intervalle des angles possibles. Effectivement, si  $k$  est l'espacement entre les deux signaux alors l'intervalle des angles est  $[\arctan(-t/k); \arctan(t/k)]$  (Exemple:  $t=3$ ,  $k=5$  alors l'intervalle est  $[\approx -31^\circ; \approx 31^\circ]$ ).

L'allure de  $\rho(i)$  de l'équation V.8 est identique à l'allure de  $\rho(i)$  de l'équation V.5 (figure V.6). Dans ce qui suit, la référence au calcul du coefficient de corrélation, sera l'équation V.6.

### p - Exploitation des résultats

A ce niveau, nous sommes en possession d'une information a priori représentée par le peigne théorique (défini par  $P_t$  et  $L_c$ ) et d'une information expérimentale qui est la position dans l'image des minima  $\text{dep}(i)$ . Etant donné l'hypothèse (iii), le peigne appris sera la solution la plus proche du peigne théorique. Ceci permet de ne pas tenir compte des minima engendrés par des artefacts dans l'image tels que des rayures, des différences brusques de géométrie dans les bandes ou des débordements d'un canal.

### **2.2.2 - Le guidage**

Cette étape concerne toutes les transitions ultérieures à  $T_0$ . Le principe de positionnement du peigne appris consiste en une phase de recherche des frontières possibles suivant le même principe que pour l'apprentissage et une phase de validation par comparaison avec l'étape précédente.

Dans l'ensemble des matrices élémentaires, plusieurs configurations peuvent être gênantes: plusieurs canaux vides, "overlap"... La phase de validation permet de tenir compte de ces éventualités. Le problème important est la présence de canaux vides qui, par principe, n'ont pas de frontière. C'est la récursivité de l'automate qui permet de résoudre ce cas.

La phase de validation est effectuée en deux étapes: la recherche de la frontière de référence

et le re-positionnement des autres frontières par rapport à celle-ci et aux frontières de la matrice élémentaire précédente.

La frontière de référence est la frontière la plus fiable. Elle est représentée par le changement de texture le plus net (figure V.9). Le changement de frontière entre deux canaux non-vides est plus marqué sur la fonction de corrélation que la frontière entre canaux vides et non-vides.

La *stabilité* de l'automate est définie par la capacité de celui-ci à ne pas dériver horizontalement. La stabilité de l'automate est assurée par un contrôle de la nouvelle position par rapport à la position précédente par la détection de valeurs aberrantes en tenant compte de la déformation lente et continue des canaux (hypothèse).

### 2.3 - Principe de la segmentation en canaux (Peigne à dents normales)

Dans le cas des gels réalisés avec un peigne à dents normales, un espace constitué de bruit est situé entre deux canaux, de ce fait nous considérons deux frontières (figure V.7).

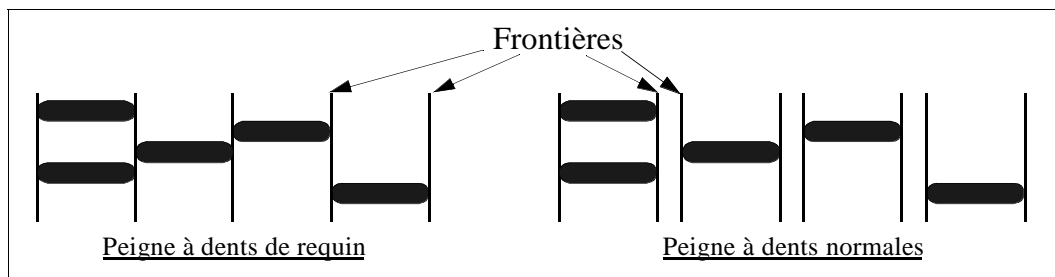


Figure V.7: Frontières entre canaux pour les deux types de peigne

Dans ce cas, la recherche des frontières se fait en deux étapes. La première est la recherche des frontières de manière identique au peigne à dents de requin. Les frontières ainsi obtenues seront les *frontières de contrôle* (figure V.8). La deuxième étape est la recherche des frontières réelles définies par le bord des dents autour des frontières de contrôle. La notion de proximité est définie par la largeur de la dent du peigne théorique  $L_d$ . Les frontières réelles (figure V.8) correspondent aux points d'inflexion de la fonction de corrélation  $p(i)$ .

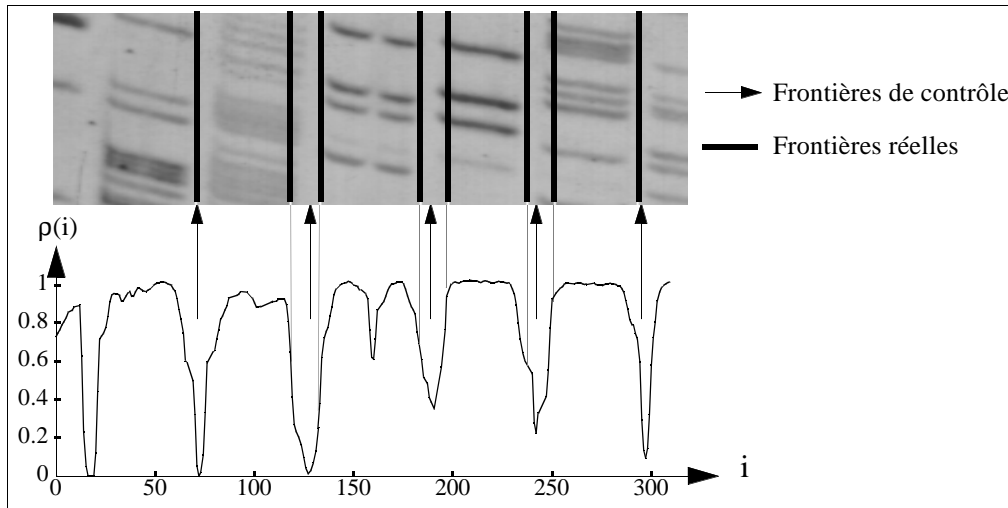


Figure V.8: Frontières réelles et frontières de contrôle

## 2.4 - Résultats expérimentaux et conclusion

La segmentation en canaux a été validée sur l'échantillon de matrice en notre possession. Un exemple de segmentation en canaux pour les deux types de peigne est donné par la figure V.9.

La segmentation en canaux représente une étape clé dans l'analyse des gels d'ADN car elle conditionne totalement les opérations ultérieures. Chaque matrice élémentaire correspond à une zone dont les caractéristiques sont stables (Niveau de fond, orientation des bandes, intensité du fond...). Donc, les frontières doivent être fiables afin de respecter cette hypothèse. Si cela n'était pas le cas, dans les étapes suivantes, tous les estimateurs calculés par matrice élémentaire seraient erronés.

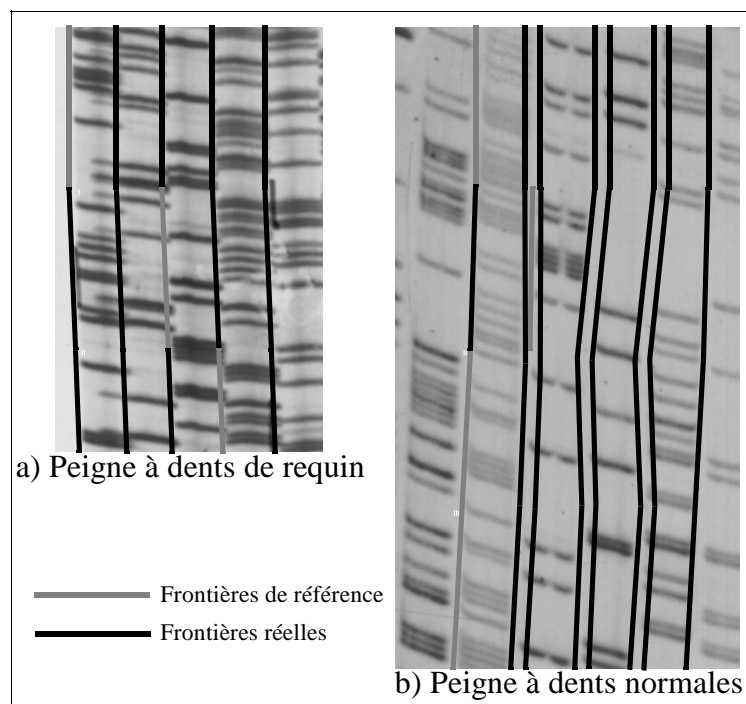


Figure V.9: Frontières obtenues pour les deux types de peigne

### 3 - LA POSITION DES BANDES

Un autoradiogramme est l'image des longueurs des fragments d'ADN (Chap. I, § 2.2, p. 10). Souvent, cette information est représentée par un signal mono-dimensionnel appelé profil [ELD-90] [SAND-91]. Généralement, le profil est obtenu en intégrant les niveaux de gris des pixels suivant la largeur du canal  $s$ . La détection des bandes est effectuée à partir du profil. La génération du profil doit respecter les contraintes suivantes:

- p - Adaptation aux déformations globales;
- p - Atténuation des déformations locales;
- p - Préservation des bandes et de leur ordre.

#### 3.1 - Principe

L'adaptation à la déformation des canaux est réalisée par la recherche des matrices élémentaires [VIL-94a]. Pour un canal élémentaire, le profil résultant tient compte de l'orientation des bandes dans celui-ci. Afin de préserver les bandes et d'éliminer les artefacts, le profil est calculé en fonction de données filtrées et d'un indice de fiabilité relatif évoluant entre 0 et 1. Le filtrage et l'estimation de l'indice de fiabilité sont effectués ici suivant la direction des bandes. La détection des bandes est ensuite opérée à partir des maxima locaux du profil auquel est soustrait le niveau d'intensité du fond. La démarche est illustrée par le schéma de principe suivant:

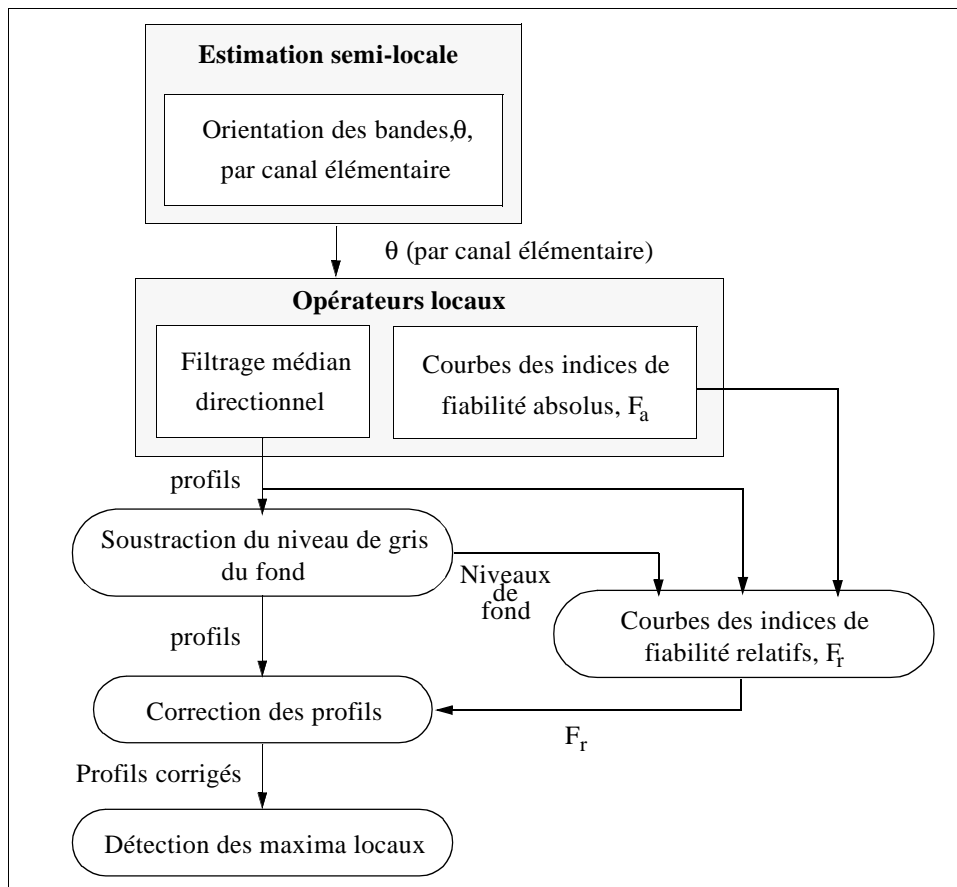


Figure V.10: Schéma de principe de la détection des bandes

### 3.2 - Estimation semi-locale de l'orientation des bandes

Idéalement, les bandes devraient être orthogonales aux canaux. En réalité, à cause de plusieurs phénomènes physiques, l'orientation des bandes est variable suivant la position dans l'autoradiogramme. L'orientation des bandes peut être obtenue à partir de deux techniques différentes: le décalage  $\Delta$  et la rose des directions issue de l'estimation d'orientation.

#### 3.2.1 - Estimation de l'orientation des bandes par le décalage $\Delta$

La détection des frontières entre canaux est réalisée à partir des valeurs maximales du coefficient de corrélation en fonction du décalage  $\Delta$  obtenu pour deux signaux espacés de  $k$  pixels. Pour chaque canal élémentaire, le décalage  $\Delta$  est directement lié à l'orientation des bandes (figure V.11). Alors, il est possible de construire la courbe des décalages  $\Delta$  en fonction de l'abscisse  $x$  dans le canal.

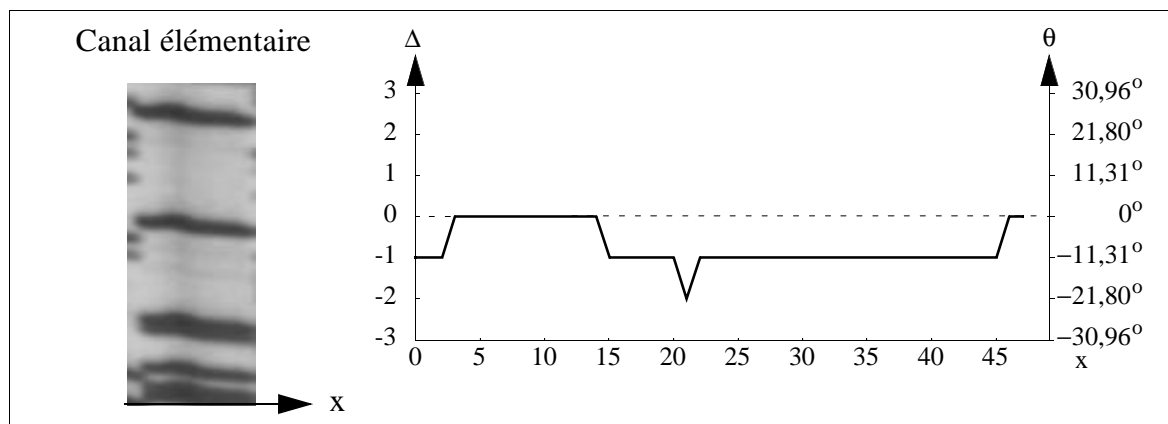


Figure V.11: Evolution du décalage  $\Delta$  pour un canal élémentaire

La courbe de  $\Delta$  en fonction de  $x$  est caractéristique de la forme des bandes dans le canal élémentaire. A partir de celle-ci, il est possible de retrouver la forme initiale des bandes (figure V.12).

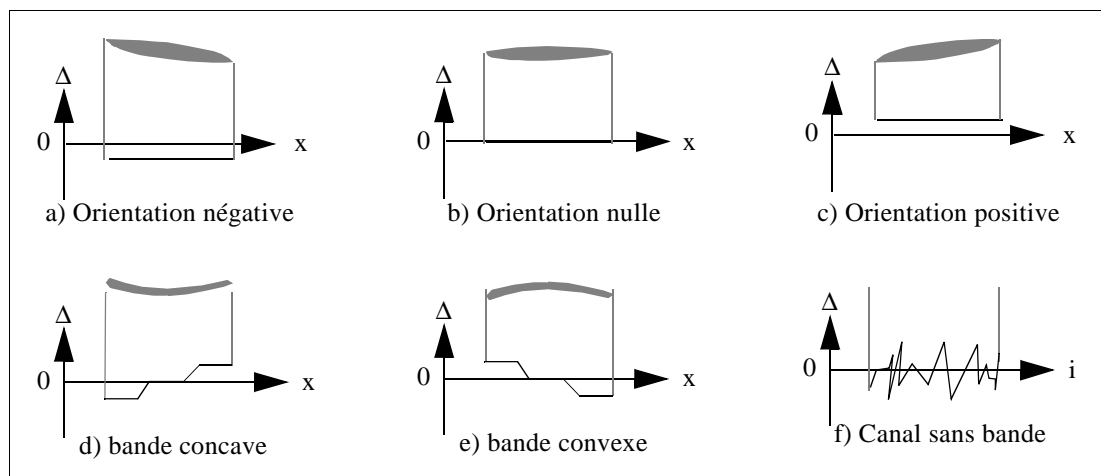


Figure V.12: Exemples schématiques d'orientation des bandes

La forme des bandes dépend d'un grand nombre de paramètres (complexité du procédé d'obtention des autoradiogrammes). De ce fait, l'éventail des formes est vaste et la prise en

compte de toutes les éventualités n'est pas envisageable.

Dans ce paragraphe, pour des commodités d'écriture, une bande et sa forme font référence à la bande reconstruite à partir de la fonction du décalage  $\Delta$ .

Dans un canal élémentaire, la forme d'une bande est approximée par son rectangle d'encadrement [CHA-91]. L'orientation dans le canal est la direction principale du rectangle d'encadrement. De ce fait, quatre configurations sont alors possibles: orientation négative, positive ou nulle. Naturellement, la quatrième possibilité correspond à un canal sans bande. Par convention, un canal vide est affecté d'une orientation nulle.

Etant donné:

- . L, la largeur du canal élémentaire en pixel
  - .  $\Delta_i$ ,  $i=1...L$ , le décalage à la position i dans le canal
- alors l'orientation,  $\theta_\Delta$ , est définie par:

$$\theta_\Delta = \text{atan}\left(\frac{\bar{\Delta}}{k}\right) \quad (\text{Eq. V.9})$$

avec  $\bar{\Delta} = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \Delta_i$  et k, l'espacement entre deux signaux en pixel.

Dans l'exemple de la figure V.11, le résultat est:

$$\theta_\Delta \approx -14.6^\circ \text{ avec } \bar{\Delta} \approx -1.3 \text{ et } k=5$$

Suivant ce principe, l'orientation des bandes concaves ou convexes est proche de zéro. La pratique montre que cela est une hypothèse valide.

L'estimation de l'orientation des bandes par  $\theta_\Delta$  est précise si la forme des bandes est bien nette.  $\theta_\Delta$  est sensible aux déformations locales (overlap, bulles...) et aux artefacts (rayures...). Pour des bandes épaisses,  $\theta_\Delta$  est moins précis.

### 3.2.2 - Estimation de l'orientation des bandes par la rose des directions

La deuxième technique est directement issue de l'étape de décision du filtrage directionnel. Une des extensions possibles du filtrage directionnel est l'estimation de la rose des directions.



Un exemple est donné par la figure V.13.

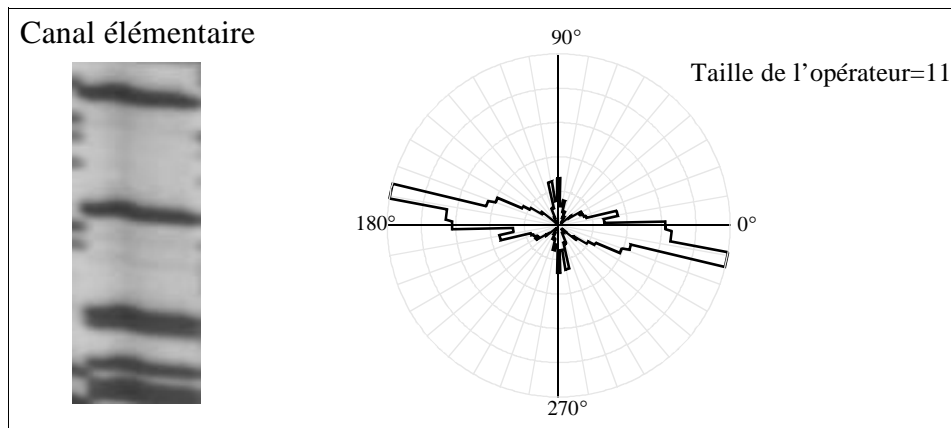


Figure V.13: Rose des directions pour un canal élémentaire

Si  $d$  est le code de la direction principale, la rose des directions nous fournit deux types de résultats:

- L'intervalle angulaire  $[\theta_1 : \theta_2]$  correspondant à  $d$ .
- Une valeur d'angle estimée,  $\theta_e$ .

Dans l'exemple de la figure V.13, on obtient les valeurs suivantes:

$$\theta_e \approx -10.8^\circ \text{ l'intervalle étant } [-14^\circ : -9^\circ]$$

Dans le cas de bandes déformées ou floues, l'estimation de l'orientation par la rose des directions est plus robuste que celle basée sur le décalage  $\Delta$ . Mais nous verrons par la suite comment implanter une estimation de l'orientation des bandes à partir des deux estimateurs. La taille utilisée pour la construction de la rose des directions sera toujours égale à 11.

### 3.2.3 - Estimation des lignes d'isomigration

L'estimation de l'orientation des bandes par le décalage  $\Delta$  est plus précise que par la rose des directions mais moins sûre. Nous proposons d'estimer l'orientation  $\theta$ , par le décalage  $\Delta$  contrôlé par la rose des directions. Le principe est donné par la figure V.14.

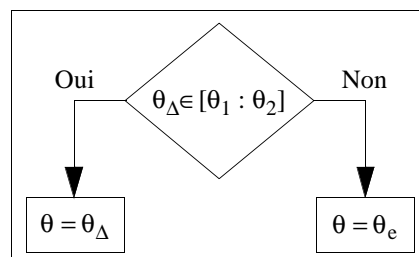


Figure V.14: Estimation finale de l'orientation des bandes

Les canaux sont codés de 1 à 4 de la gauche vers la droite. Les matrices élémentaires sont numérotées de 1 à  $M$  du haut vers le bas.  $M$  représente le nombre de matrices élémentaires.

Soit la fonction  $V_i(m)$  qui décrit l'évolution horizontale de l'orientation,  $\theta$ , des bandes en

fonction de la matrice élémentaire  $m$  ( $1...M$ ) dans un canal  $i$  ( $1...4$ ).

Une étude des échantillons des autoradiogrammes a permis d'élaborer certaines hypothèses.

(i) - Les fonctions  $V_i(m)$  sont:

. positives (resp. négatives),

$\{\forall i \in [1:4], V_i(m) \geq 0 \text{ (resp. } V_i(m) \leq 0)\}$ .

. croissantes (resp. décroissantes),

$\{\forall i \in [1:4], \forall j \in [1:M-1], V_i(j+1) \geq V_i(j) \text{ (resp. } V_i(j+1) \leq V_i(j))\}$ .

(ii) - Les courbes  $V_i(m)$  sont ordonnées suivant deux configurations:

.  $\{\forall m \in [1:M], V_1(m) \geq V_2(m) \geq V_3(m) \geq V_4(m)\}$

.  $\{\forall m \in [1:M], V_1(m) \leq V_2(m) \leq V_3(m) \leq V_4(m)\}$

(iii) - L'évolution des orientations des bandes dans la matrice est lente.

Les courbes obtenues sont bruitées (figures V.16.a&b). Les causes en sont multiples et proviennent de:

- la variabilité du nombre et des formes des bandes dans un canal;
- la présence d'artefacts;
- la présence de canaux élémentaires vides;

Par conséquent, l'évolution de l'orientation des bandes doit être corrigée. Les courbes  $V_i(m)$  peuvent être approximées par des droites (hypothèse iii). Dans la matrice initiale, quatre canaux élémentaires de référence sont définis (figure V.15). Si un des canaux élémentaires est vide, un canal élémentaire voisin est considéré. Alors, les droites  $d_{12}$  et  $d_{34}$  (resp.  $d_{13}$  et  $d_{24}$ ) définissent l'évolution verticale (resp. horizontale) de l'orientation. L'ensemble de ces droites détermine entièrement l'évolution des orientations dans toute la matrice d'ADN. Suivant le contexte local, les matrices élémentaires de référence sont déplacées (présence d'un canal vide). A partir des hypothèses (i) et (ii), ces droites sont corrigées en modifiant leurs points extrêmes. Les courbes de la figure V.16 illustrent la correction sur un cas réel.

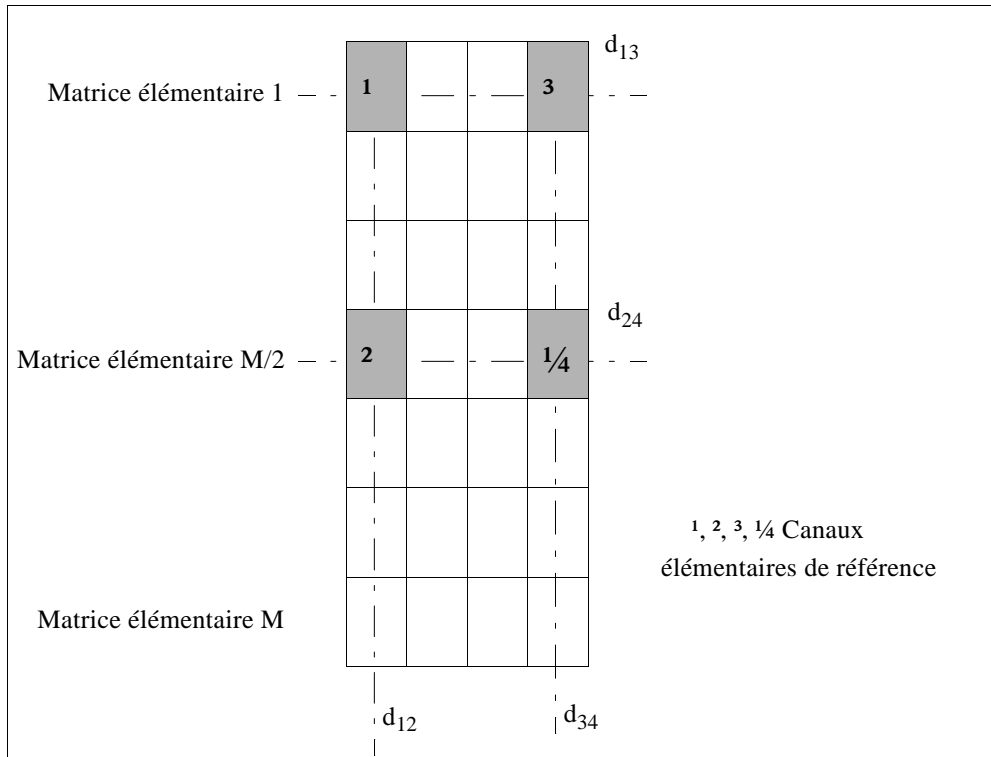


Figure V.15: Correction des orientations - Canaux élémentaires de référence

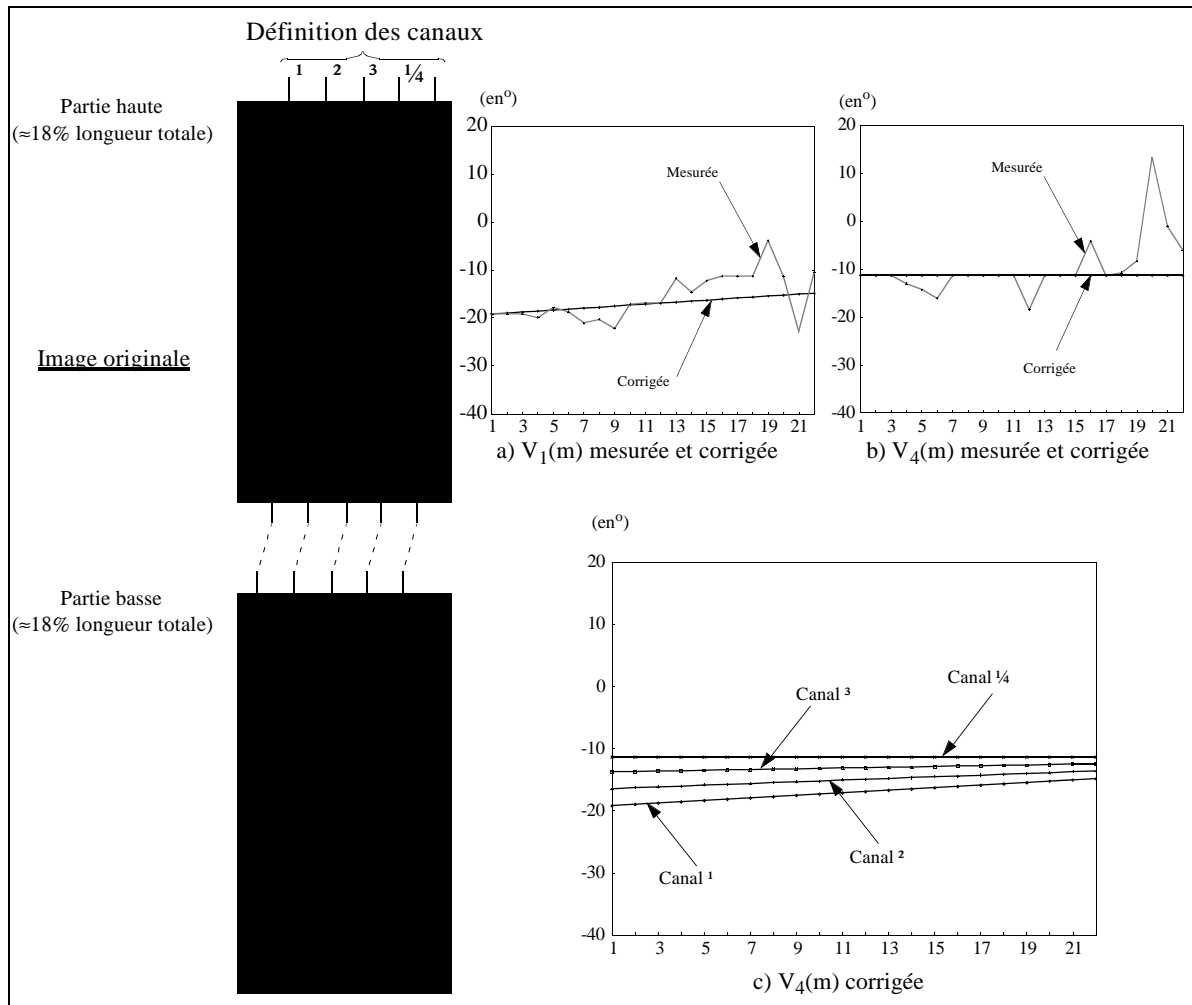


Figure V.16:  $V_i(m)$  mesurées et corrigées (22 matrices élémentaires- $N=11$ )

#### p - Lignes d'isomigration

Les lignes d'isomigration,  $H_m(i)$ , correspondent à l'évolution horizontale de l'orientation des bandes en fonction du canal  $i$  ( $1 \dots 4$ ) par matrice élémentaire  $m$  ( $1 \dots M$ ). Elles sont totalement définies par les fonctions  $V_i(m)$ :

$$H_m(i) = V_i(m) \text{ avec } m \text{ fixé}$$

La validité de l'estimation des courbes  $H_m(i)$  est évaluée de manière visuelle en redressant une image en fonction des lignes d'isomigration. Un exemple est donné par la figure V.17 à partir de la partie haute de l'autoradiogramme de la figure V.16. L'image redressée correspond au cas idéal où les bandes et les canaux sont mutuellement perpendiculaires.

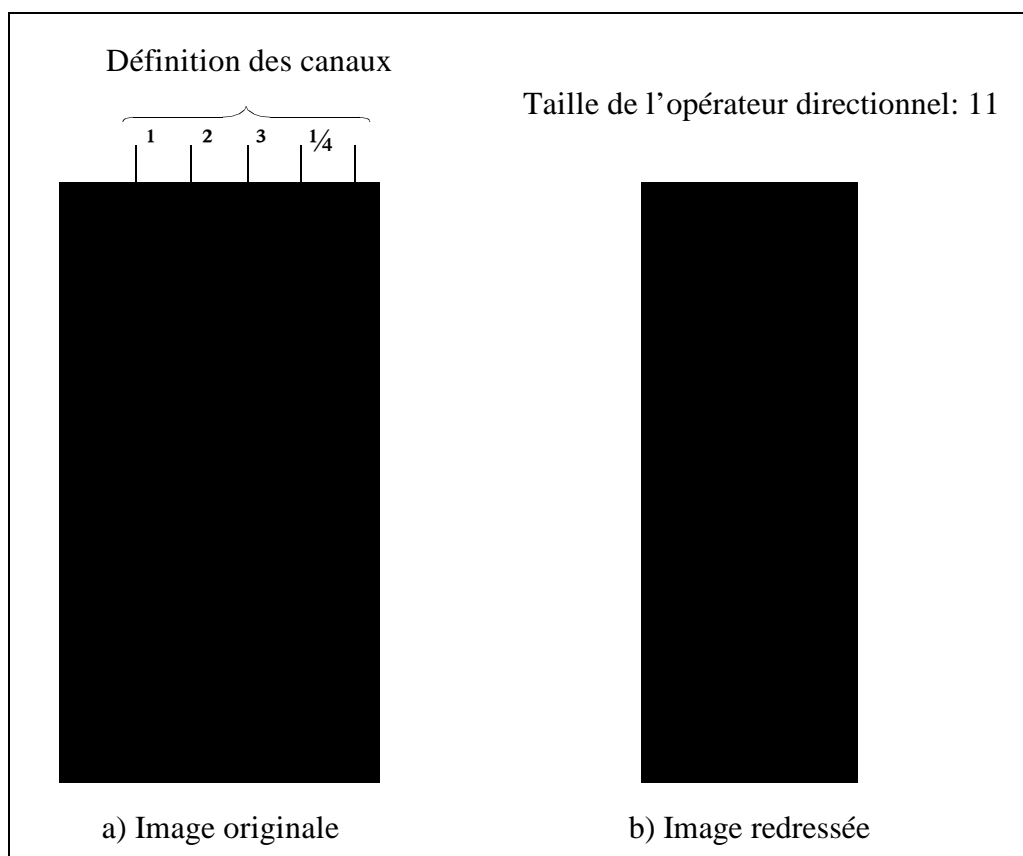


Figure V.17: Redressement d'un autoradiogramme en fonction des lignes d'isomigration

Les traitements ultérieurs (filtrage et calcul d'indices de fiabilité) sont réalisés en respectant les lignes d'isomigration. Au même titre que la segmentation en canaux, l'estimation des lignes d'isomigration doit être correcte afin que les résultats futurs soient fiables. Les profils sont élaborés à partir d'un échantillonnage directionnel. La mauvaise estimation des lignes d'isomigration entraînerait la disparition des maxima locaux.

### 3.3 - Elaboration des profils par filtrage médian directionnel

Les profils offrent l'avantage d'être une représentation plus simple de l'enchaînement des bandes que l'image. Néanmoins, l'électrophorèse fournit des autoradiogrammes bruités et contenant des déformations locales. Il est donc nécessaire de construire les profils à partir de données filtrées, en prenant en compte les déformations sans altérer les bandes et leur position.

De plus, la taille des images étant importante, afin de diminuer le temps de traitement, nous effectuerons le filtrage sur une image sous-échantillonnée.

#### 3.3.1 - Choix des coefficients de filtrage

Au sens du maximum de vraisemblance, les meilleurs estimateurs pour les bruits uniforme, gaussien et exponentiel sont respectivement la valeur milieu, la moyenne et la médiane. Dans [HOG-67], un estimateur adaptatif de la valeur moyenne d'un bruit est proposé suivant la valeur du kurtosis,  $K$  (éq. III.1, p. 42).

Pour une fenêtre d'observation de taille  $N$ , l'expression de la sortie de l'estimateur,  $T$ , est donnée par:

$$T = \begin{cases} \bar{X}^c(\frac{1}{4}) & K < 2.0 \\ \bar{X} & 2.0 \leq K \leq 4.0 \\ \bar{X}(\frac{1}{4}) & 4.0 < K \leq 5.5 \\ M & 5.5 < K \end{cases} \quad (\text{Eq. V.10})$$

avec:  $\bar{X}^c(\frac{1}{4})$  la moyenne des  $(\frac{1}{4}N)$  plus petites et plus grandes valeurs et  $\bar{X}(\frac{1}{4})$  la moyenne des valeurs restantes;

$\bar{X}$ , la valeur moyenne dans la fenêtre d'observation;

$M$ , la valeur médiane dans la fenêtre d'observation.

Dans notre cas, l'étude de portions d'images constituées uniquement de bruit a permis de constater que les valeurs de kurtosis étaient supérieures à 5.5. Par conséquent, le choix du filtre médian s'impose.

### 3.3.2 - Principe du sous-échantillonnage

Le sous-échantillonnage utilisé est effectué suivant la direction locale des bandes. La résolution verticale est conservée. Dans un canal, l'information la plus sûre est située au centre. Afin d'atténuer les artefacts dûs aux débordements, aux retards de coulage etc... les quarts gauche et droit du canal sont éliminés. Le facteur d'échantillonnage est de 1/10. Pour un canal de largeur  $L$  dont l'orientation des bandes est  $\theta$ , le pas d'échantillonnage  $p$  est défini par (figure V.18):

$$p = \frac{L}{8 \cos \theta} \quad (\text{Eq. V.11})$$

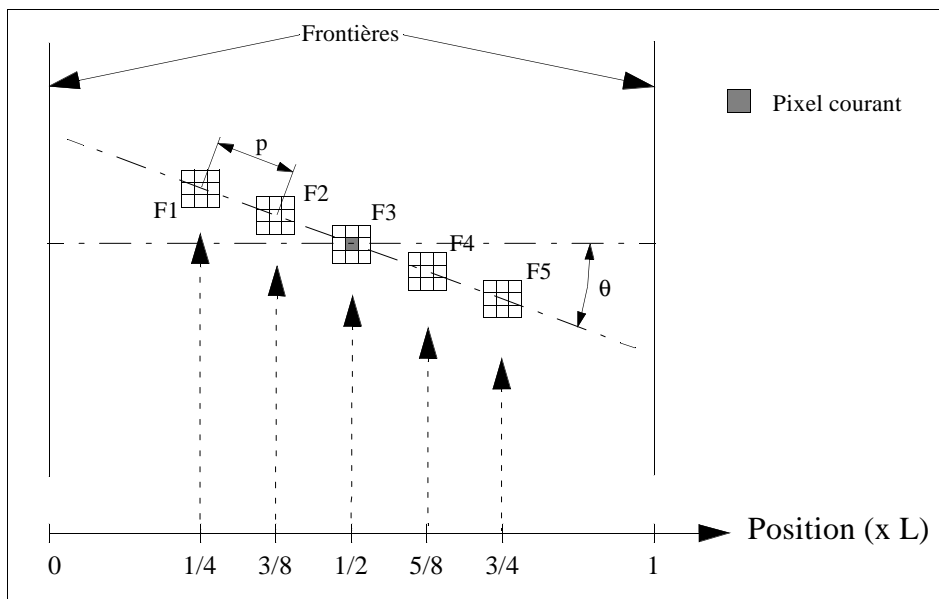


Figure V.18: Sous-échantillonnage directionnel d'un canal

La valeur du niveau de gris du point  $i$  ( $i=1\dots5$ ) est la valeur médiane,  $M_i$ , de la fenêtre  $3 \times 3$   $F_i$ . Ceci confère à l'échantillonnage une robustesse vis-à-vis des valeurs aberrantes.

### 3.3.3 - Construction des profils

Soit  $P(y)$  la courbe qui définit le profil suivant l'ordonnée  $y$  pour un canal. Alors,  $P(y)$  est définie par [VIL-94a] [VIL-94b]:

$$P(y) = \text{MEDIANE}\{ M(y) / i=1\dots5 \} \quad (\text{Eq. V.12})$$

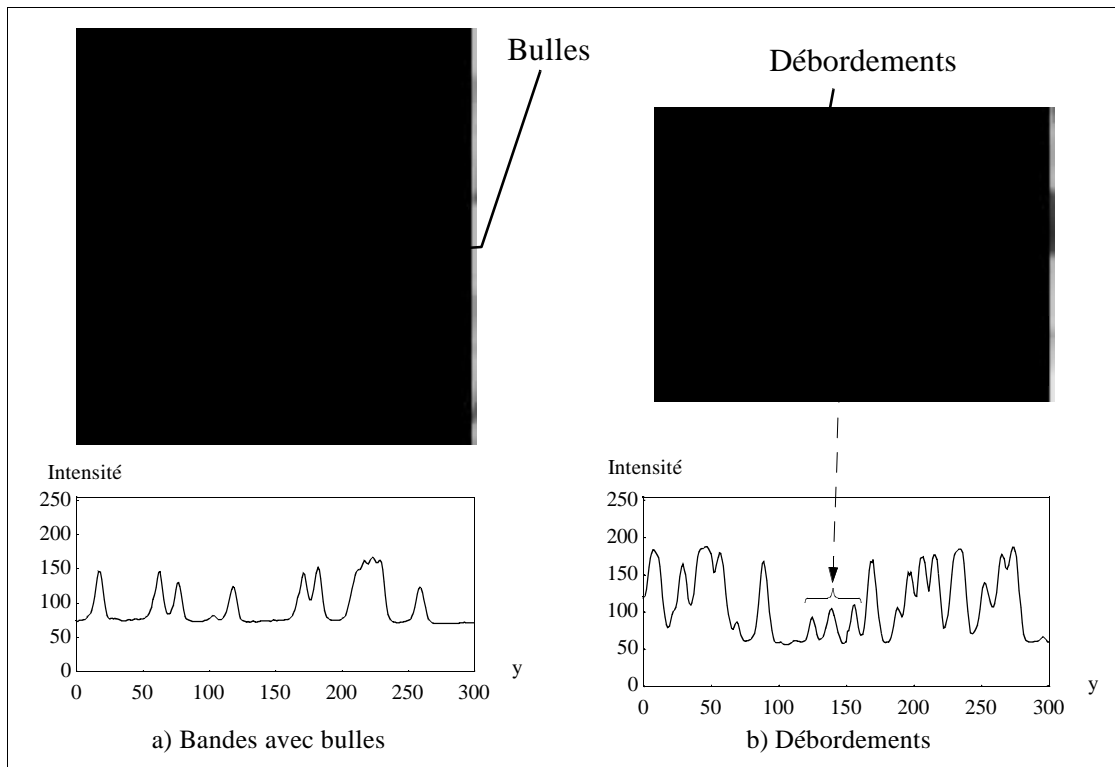


Figure V.19: Profils sur des canaux ayant des déformations<sup>(1)</sup>

La construction des profils suivant l'orientation locale des bandes permet à la fois de filtrer le bruit et de conserver l'information pertinente. L'adaptation directionnelle ne modifie ni les positions des bandes, ni leurs largeurs.

### 3.4 - Soustraction du niveau de fond

Un profil pouvant être bruité, il est filtré par un opérateur linéaire. La courbe des niveaux de fond est calculée à partir des minima locaux des profils. Le nouveau profil est obtenu par soustraction de la courbe des niveaux de fond et du profil original. Ceci permet de s'adapter au niveau de gris moyen du fond sans traitements fastidieux. Par la suite,  $P(y)$  désigne un profil sans le niveau de fond (figure V.22).

1. Pour des facilités de lecture, les portions d'autoradiographie sont représentées horizontalement.

### 3.5 - Indices de fiabilité

Afin d'accroître la robustesse de la méthode face aux artefacts tels que les débordements (overlap) ou les dissymétries, un indice de fiabilité relatif,  $F_r$  est utilisé. Cet indice est compris entre 0 et 1. En présence d'une structure, les valeurs faibles sont obtenues pour des distorsions élevées (artefacts) alors que les valeurs élevées sont fournies par les bandes sans altérations. L'indice permettra de corriger les profils en atténuant certaines valeurs et en conservant les valeurs correspondantes aux bandes. Cet indice est calculé dans une fenêtre orientée selon la direction estimée dans le canal élémentaire traité[VIL-94a] [VIL-94b]. En même temps que la construction d'un profil, la courbe des indices de fiabilité *absolus*,  $F_a$  est construite. Puis, pour s'adapter au type d'autoradiogramme (fortes/faibles distorsions), la courbe des indices de fiabilité *relatifs* est élaborée à partir de la fiabilité absolue.

#### 3.5.1 - Indice de fiabilité absolu

Pour le calcul de l'indice de fiabilité, les mêmes points que pour le filtrage (figure V.18) sont utilisés. Trois zones d'intérêt sont définies: gauche, centre et droite. Dans chaque zone, on détermine une valeur de référence par (§ 3.3.2):

- . Valeur gauche,  $V_g = (M1 + M2)/2$
- . Valeur centrale,  $V_c = M3$
- . Valeur droite,  $V_d = (M4 + M5)/2$

L'objectif de l'indice est d'atténuer les débordements et de préserver les bandes. Les débordements sont dûs aux débordements mais aussi au positionnement approximatif de certaines frontières. Dans le cas de la présence d'une bulle dans une bande (figure I.12.a&b, p. 17), l'indice ne doit pas dégrader le signal. Un indice absolu,  $F_{ax}$ , est évalué pour chaque zone d'intérêt:

$$F_{ag} = |V_g - V_c| + |V_g - V_d| \text{ avec } ||, \text{ la valeur absolue}$$

$$F_{ac} = |V_c - V_g| + |V_c - V_d|$$

$$F_{ad} = |V_d - V_g| + |V_d - V_c|$$

Alors, l'indice de fiabilité absolue est défini par:

$$F_a = \text{MEDIANE}\{F_{ag}, F_{ac}, F_{ad}\}$$

La courbe  $F_a(y)$ , avec  $y$  l'ordonnée dans l'image, est construite. Ici, les valeurs élevées sont fournies par les débordements alors que les valeurs faibles sont obtenues dans le fond ou dans les bandes (figure V.22).

L'indice de fiabilité absolu dépend du contraste entre le fond et les bandes. Or, dans les autoradiogrammes, les niveaux de gris du fond et des bandes sont variables. De ce fait, le calcul de l'indice de fiabilité relatif doit dépendre des niveaux de gris propres à chaque canal.

Afin d'alléger l'écriture, l'indice du canal n'est pas référencé (i.e  $F_a$ ). Il le sera dans le calcul de l'indice relatif.



### 3.5.2 - Indice de fiabilité relatif

La modélisation des deux phénomènes principalement rencontrés, les bulles et les débordements, a permis d'étudier l'évolution de l'indice de fiabilité absolu,  $F_a$ , par rapport à un écart  $\varepsilon$  définissant l'amplitude du motif. La modélisation des phénomènes est réalisée à partir de fonctions linéaires par morceaux (figure V.20).

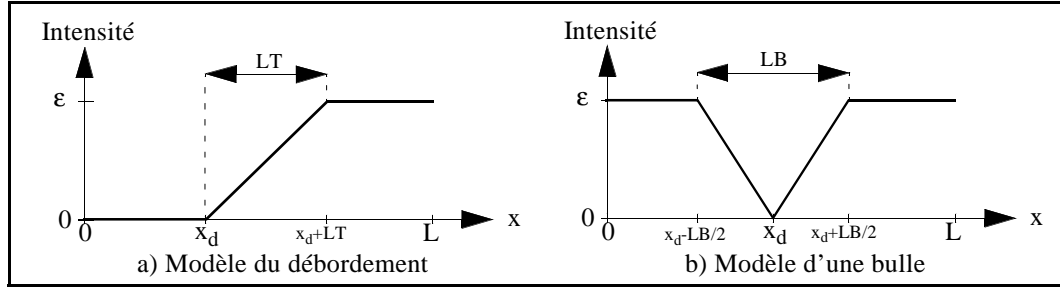


Figure V.20: Modèles de débordement et de bulle

Les résultats sont:

. Pour la bulle

Les valeurs maximales de  $F_a$  sont atteintes pour une bulle centrée sur un des points du sous-échantillonnage (figure V.18):

- .  $F_a = \varepsilon/2$  pour le point central
- .  $F_a = \varepsilon/4$  pour les autres points.

. Pour un débordement

La valeur maximale de  $F_a$  est atteinte dans le cas où la rampe est centrée sur un des points du sous-échantillonnage (figure V.18):

- .  $F_a = 3\varepsilon/4$  pour le point central
- .  $F_a = \varepsilon/2$  pour les autres points.

Les valeurs du maximum de l'indice de fiabilité absolu obtenues permettent de caractériser les déformations des bandes dans un canal en classes paramétrées par  $\varepsilon$ . Les classes sont représentées de la manière suivante (figure V.21):

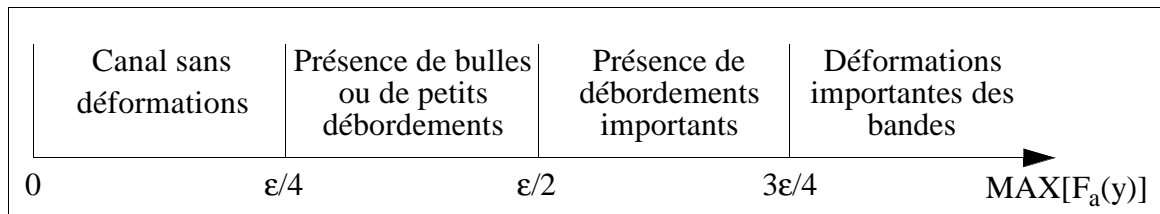


Figure V.21: Classification des déformations dans un canal

Pour un canal, le calcul de l'indice de fiabilité relatif,  $F_r(y)$ , est donné par:

$$F_r(y) = 1 - \frac{F_a(y) - \alpha}{\beta - \alpha} \quad (\text{Eq. V.13})$$

$\alpha$  est la valeur minimale de  $F_a(y)$  et  $\beta$  définit la déformation maximale dans le canal.

Pour une image à  $NG+1$  niveaux de gris,  $\beta$  est élaboré de la manière suivante:

- .  $\beta = 3.NG/4$  pour  $MAX[F_a(y)] \in [0:\epsilon/4]$
- .  $\beta = NG/2$  pour  $MAX[F_a(y)] \in ]\epsilon/4:\epsilon/2]$
- .  $\beta = MAX[F_a(y)]$  pour  $MAX[F_a(y)] > \epsilon/2$

$\beta$  permet de contrôler la sensibilité de la courbe  $F_r(y)$  afin qu'elle soit faible dans les zones sans déformations et plus forte dans les zones critiques. Par souci de préservation des bandes,  $\epsilon$  est choisi comme suit:

$$\epsilon = MAX_y[P(y)] \quad \text{avec } P(y), \text{ le profil} \quad (\text{Eq. V.14})$$

La fiabilité est élevée si  $F_a$  est petit et  $F_r$  grand. Sur le même canal que la figure V.19.b (débordements), les courbes de fiabilité sont données par la figure V.22. Le point<sup>1</sup> illustre le cas d'un débordement. Dans ce canal, les bandes sont légèrement convexes. Le bord supérieur d'une bande représente donc une déformation (point<sup>2</sup>). Dans ce cas, les hauteurs des bandes tendent à diminuer légèrement.

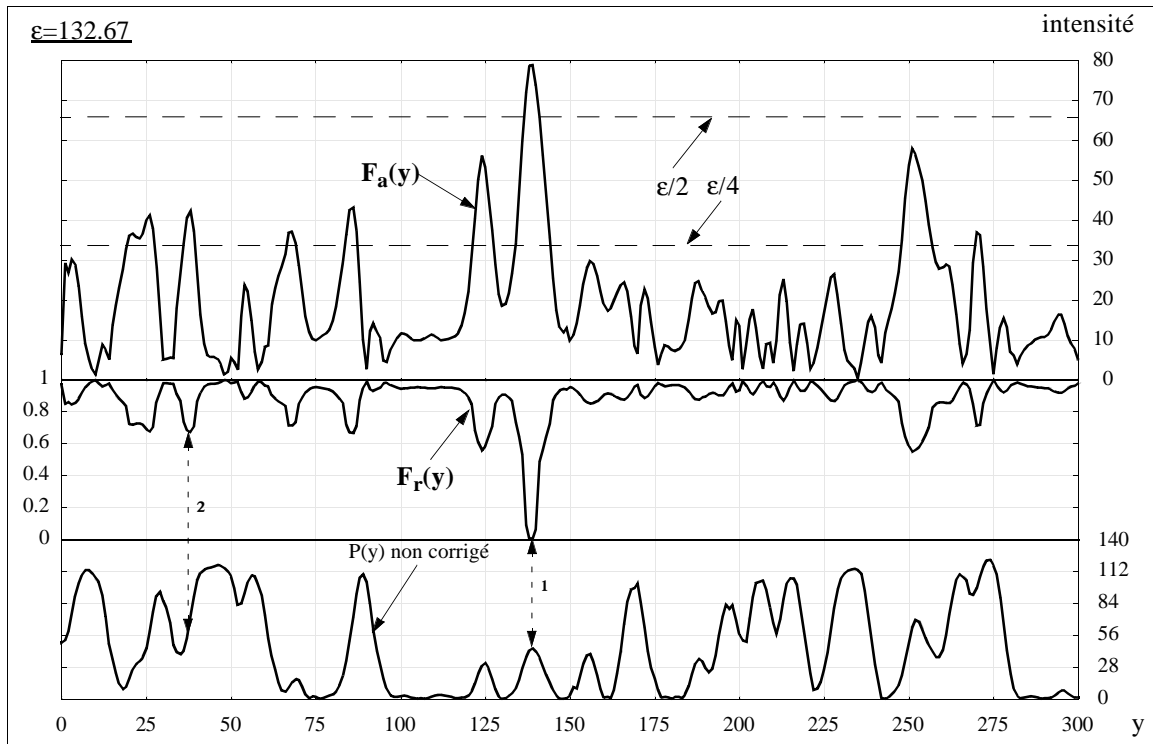


Figure V.22: Evolution des indices de fiabilité  $F_a$  et  $F_r$  (canal identique à figure V.19.b)

### 3.5.3 - Correction des profils

L'indice de fiabilité est révélateur d'une distorsion géométrique locale ou d'un débordement. Afin d'atténuer le niveau de gris de ces distorsions, le profil est multiplié par l'indice de fiabilité. Ceci permet de conserver les bandes et d'atténuer les artefacts. Pour un canal donné, le profil corrigé,  $P_c(y)$  est défini par (figure V.23):

$$P_c(y) = F_r(y) * P(y) \quad (\text{Eq. V.15})$$

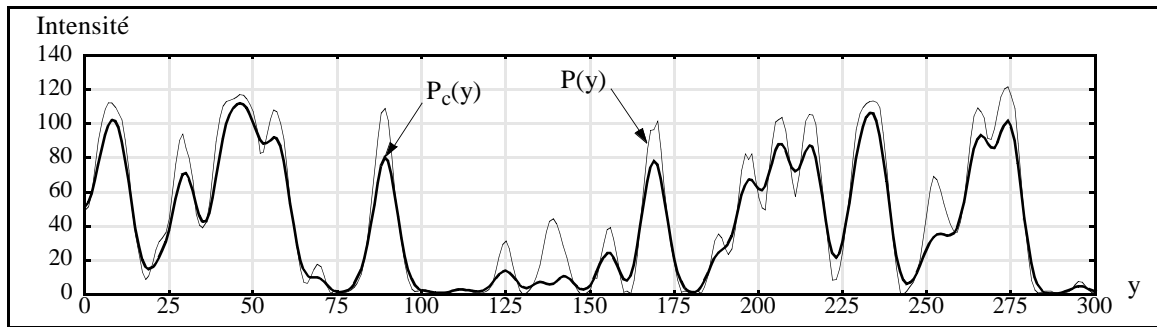


Figure V.23: Profil corrigé (canal identique à figure V.19.b)

### 3.6 - Détection des bandes

L'objectif de cette étape est la recherche de l'ensemble des bandes par canal. A cause du grand nombre de bandes, il n'est pas possible de garantir en une seule étape, un ensemble des bandes exempt d'erreurs. Ces erreurs peuvent être décelées par la recherche des ambiguïtés mais afin d'en limiter le nombre, nous proposons la démarche suivante:

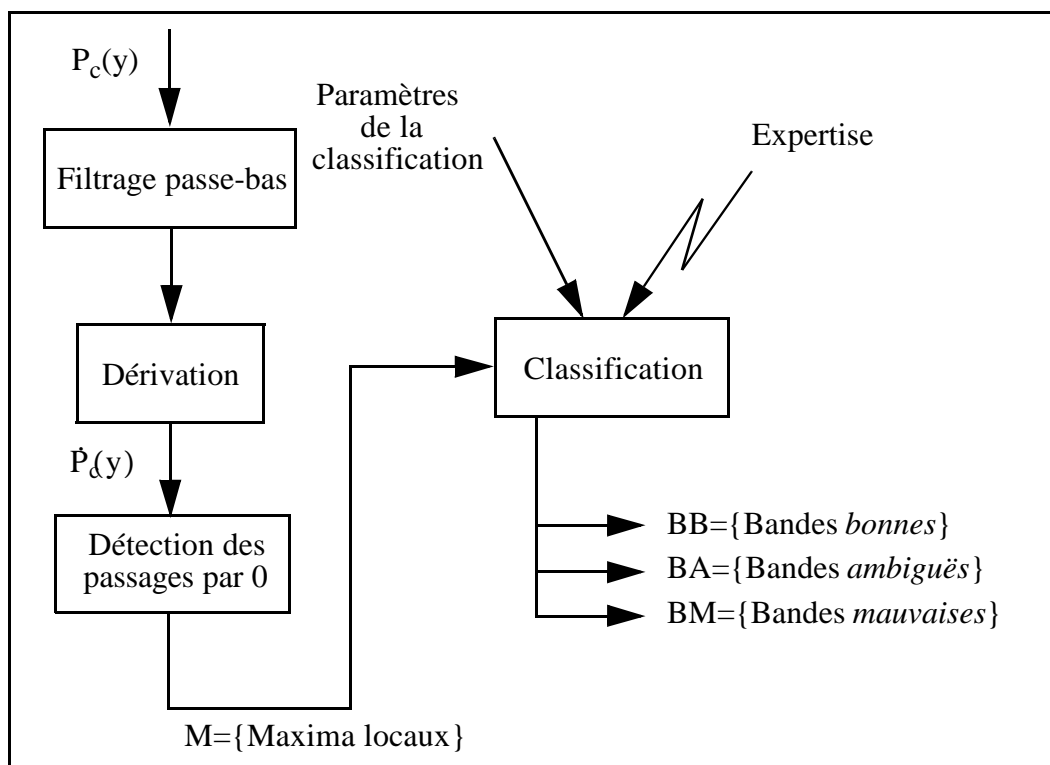


Figure V.24: Schéma-bloc de principe de la détection des bandes

La recherche des maxima locaux est réalisée à partir du passage par zéro de la dérivée première de  $P_c(y)$ . L'ensemble des maxima locaux  $M$ , est défini à partir des passages par zéro de  $P'_c(y)$ . A partir de l'ensemble  $M$ , les bandes sont rangées en trois classes en fonction de paramètres locaux et d'une expertise. Dans les paragraphes à venir, nous exposons le principe de la classification et de ses paramètres.

### 3.6.1 - Classification

Le but de la classification est de répartir les maxima locaux en trois sous-ensembles distincts et complémentaires, BB, BA et BM qui représentent respectivement les sous-ensembles des bandes *bonnes*, *ambiguës* et *mauvaises*. Le sous-ensemble BB sera l'entrée de l'étape de détection des ambiguïtés. Les autres sous-ensembles serviront pour la résolution de certaines ambiguïtés. M est l'entrée du classifieur. Sa sortie est constituée des trois sous-ensembles BB, BA et BM.

Un élément de M est caractérisé par son intensité et sa fiabilité absolue. En fonction de ces deux types de données, nous élaborons un classifieur flou qui attribue à chaque élément de M un degré d'appartenance aux trois sous-ensembles de sortie considérés. Le classifieur flou est constitué de deux étapes: une conversion numérique-symbolique communément appelée fuzzification[ZAD-71] et un mécanisme d'inférence floue[FOU-93] permettant, via un jeu de règles, d'obtenir le degré d'appartenance aux trois sous-ensembles flous de sortie.

### 3.6.2 - Convertisseur numérique-symbolique (fuzzification)

L'utilisation de symboles permet de concevoir et de raisonner sur une représentation plus naturelle que dans le cas numérique. La conversion numérique-symbolique définit les partitions associées à un univers de discours,  $E$ . Une partition est déterminée par un ensemble de parties floues de  $E$ . Une partie floue est définie par sa fonction d'appartenance  $\mu_{\text{partie}}$  telle que:

$$\forall x \in E, \mu_{\text{partie}}(x) \in [0,1]$$

$\mu_{\text{partie}}(x)$  est le degré de vérité de la proposition  $x$  appartient à *partie*. Pour des raisons de simplicité, les fonctions d'appartenance seront linéaires par morceaux.

p - Partition associée à l'univers de discours  $I$  (intensité)

$I$  est décrit par trois parties floues associées aux symboles: *petite*, *moyenne* et *grande*. Elles sont construites suivant le principe donné par la figure V.25.

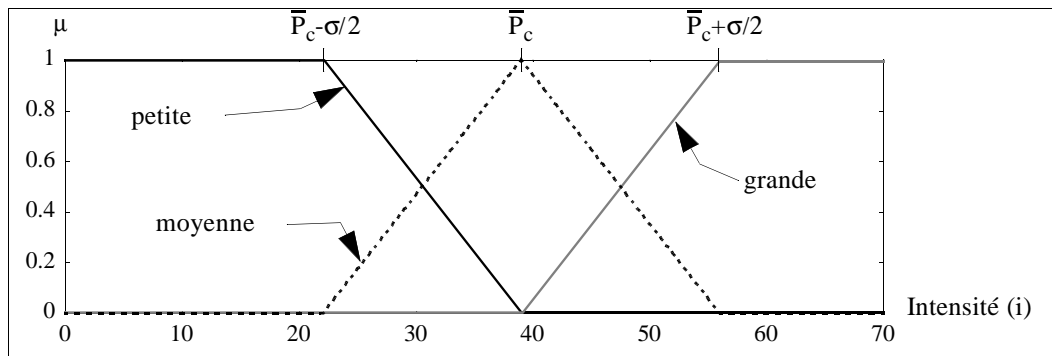


Figure V.25: Partition associée à  $I$

Les paramètres de la création des parties floues de  $I$  sont la moyenne empirique  $\bar{P}_c$  et l'écart-type  $\sigma$  du profil corrigé  $P_c$ . Ils sont définis par:

$$\bar{P}_c = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} P(i) \quad (\text{Eq. V.16})$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} (P(i) - \bar{P}_c)^2 \quad (\text{Eq. V.17})$$

avec  $T$ , la taille des profils en pixel.

Une description floue de l'intensité est réalisée en considérant les degrés d'appartenance à chaque partie floue.

Exemple à partir de la figure V.25 ( $x \in I$ ):

	$\mu_{\text{petite}}(x)$	$\mu_{\text{moyenne}}(x)$	$\mu_{\text{grande}}(x)$
$x=39 (\bar{P}_c)$	0.00	1.00	0.00
$x=50$	0.00	0.35	0.65

p - Partition associée à l'univers de discours  $F$  (fiabilité absolue)

$F$  est décrit par quatre parties floues: *bonne*, *moyenne*, *mauvaise* et *très\_mauvaise*. Elles sont construites suivant le principe donné par la figure V.26.

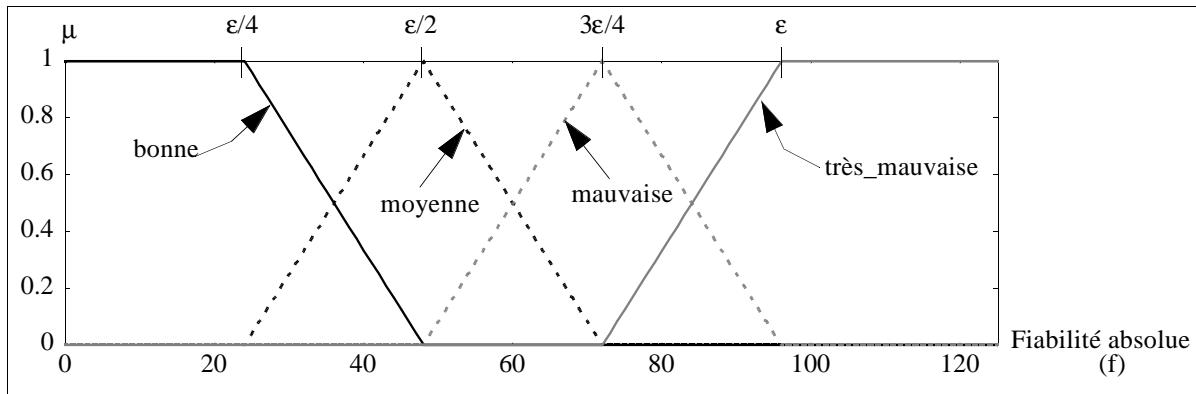


Figure V.26: Partition associée à  $F$

En accord avec la classification présentée au paragraphe 3.5.2, la construction des parties floues de  $F$  est basée sur la modélisation des artefacts de type bulle et débordement. Ici  $\bar{P}_c$  est la moyenne empirique des maxima locaux du profil corrigé  $P_c$ .

De la même façon que pour l'intensité, la description floue de l'intensité est réalisée en considérant le degré d'appartenance à chaque parties.

Exemple d'interprétation floue à partir de la figure V.26 ( $x \in F$ ):

	$\mu_{\text{bonne}}(x)$	$\mu_{\text{moyenne}}(x)$	$\mu_{\text{mauvaise}}(x)$	$\mu_{\text{très\_mauvaise}}(x)$
$x=27$	0.87	0.13	0.00	0.00
$x=63$	0.00	0.38	0.62	0.00

p - remarque

La construction des différentes partitions est conditionnée par les caractéristiques du canal courant et donc évite l'utilisation de paramètre fixe.

### 3.6.3 - Inférence floue

La génération des parties floues de sortie (*bonne*, *ambiguë* et *mauvaise*) est réalisée via une base de règles élaborée par expertise. Des exemples sont donnés par:

- <sup>1</sup> SI fiabilité absolue EST *bonne* ET intensité EST *grande* ALORS la bande EST ***bonne***
- <sup>2</sup> SI fiabilité absolue EST *moyenne* ET intensité EST *grande* ALORS la bande EST ***bonne***
- <sup>3</sup> SI fiabilité absolue EST *moyenne* ET intensité EST *moyenne* ALORS la bande EST ***ambiguë***
- <sup>¼</sup> SI fiabilité absolue EST *faible* ET intensité EST *petite* ALORS la bande EST ***mauvaise***.

Les parties floues inférées sont calculées à partir des règles par un mécanisme de conjonction et d'agrégation des règles. A chaque partie floue de sortie, on associe un ensemble de règles. L'expression de chaque règle génère un degré d'appartenance par un mécanisme de conjonction qui est, ici, la multiplication des degrés d'appartenance aux sous-ensembles flous sur  $F$  et  $I$ .

Chaque règle fournit une contribution qu'il est nécessaire d'agréger. Si  $R$  est le nombre de règles définissant une partie floue de sortie,  $P$ , alors l'agrégation est ici:

$$\mu_P(i, f) = \text{MIN} \left[ \sum_{k=1}^R \mu_{rk}(i, f), 1 \right] \quad (\text{Eq. V.18})$$

avec  $r$ , la partie floue de sortie

Exemple sur la partie floue de sortie *bonne* ( $i=50, f=27$ ):

Conjonction règle <sup>1</sup>

$$\mu_{\text{bonne\_r1}}(50,27) = \mu_{\text{grande}}(50) \times \mu_{\text{bonne}}(27) = 0.57$$

Conjonction règle <sup>2</sup>

$$\mu_{\text{bonne\_r2}}(50,27) = \mu_{\text{grande}}(50) \times \mu_{\text{moyenne}}(27) = 0.08$$

Agrégation règle <sup>1</sup> & <sup>2</sup>

$$\mu_{\text{bonne}}(50,27) = \text{MIN} [ \mu_{\text{bonne\_r1}}(50,27) + \mu_{\text{bonne\_r2}}(50,27), 1 ] = 0.65$$

Le principe est appliqué pour chaque sous-ensemble de sortie. De ce fait, à un élément de  $M$ , un degré d'appartenance à chaque sous-ensemble de sortie est retourné. L'ensemble des degrés peut être représenté par un graphe de contrôle (figure V.27).

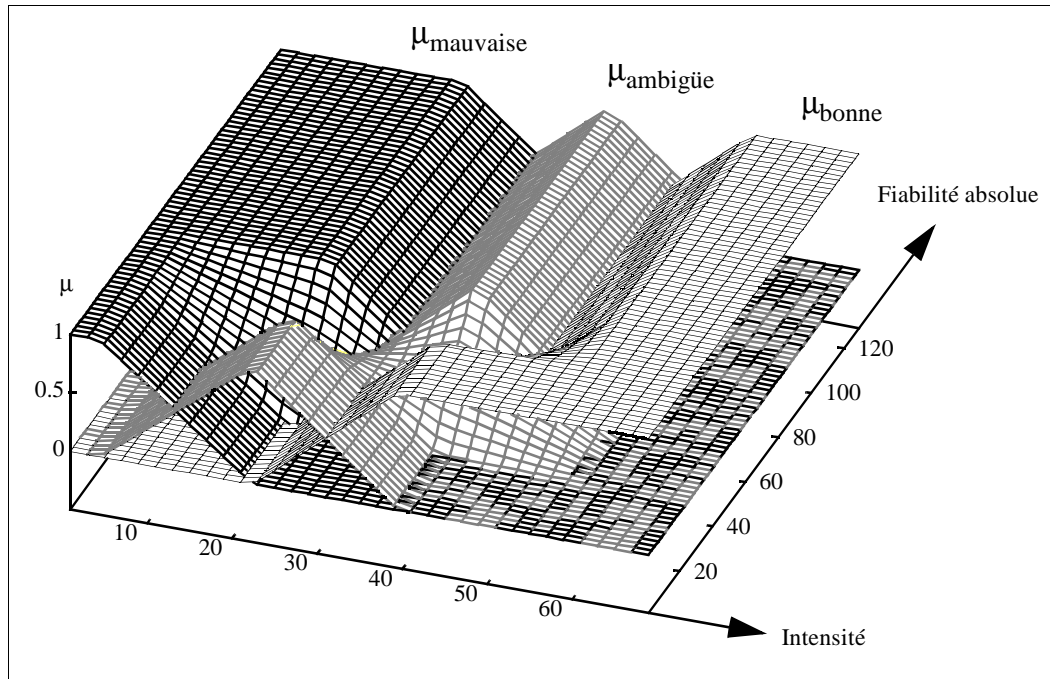


Figure V.27: Graphe de contrôle associé au canal de la figure V.19.b

### 3.6.4 - Classification des bandes

Par le graphe de contrôle, pour chaque élément de  $M$  caractérisé par son intensité  $i$  et sa fiabilité absolue  $f$ , le degré d'appartenance à chaque partie floue de sortie est totalement déterminé. Un bande appartiendra à l'ensemble de degré d'appartenance le plus élevé.

Exemple à partir des fonctions d'appartenance des figures V.25 & V.26

$(i, f)$	$\mu_{\text{bonne}}(i, f)$	$\mu_{\text{ambigüe}}(i, f)$	$\mu_{\text{mauvaise}}(i, f)$	Classification
$(50, 27)$	0.95	0.05	0.00	BB
$(33, 63)$	0.00	0.62	0.38	BA

### 3.7 - Résultats expérimentaux

La quantification des résultats de la détection des bandes est délicate. La lecture de la superposition des maxima locaux à l'image initiale (figure V.28) est prise comme référence et, à l'heure actuelle, représente le seul critère. Ce choix de représentation peut être délicat à interpréter dans la mesure où ce sont les maxima locaux qui sont marqués et non les bandes elles-mêmes. Les différentes étapes de filtrage ont éliminé certains minima (figure V.28.b) mais le maxima correspondant inclut la bande non marquée. L'étude des résultats sur l'échantillon

d'autoradiogrammes à notre disposition montre que l'ensemble des bandes *bonnes* proposé par la classification est satisfaisant.

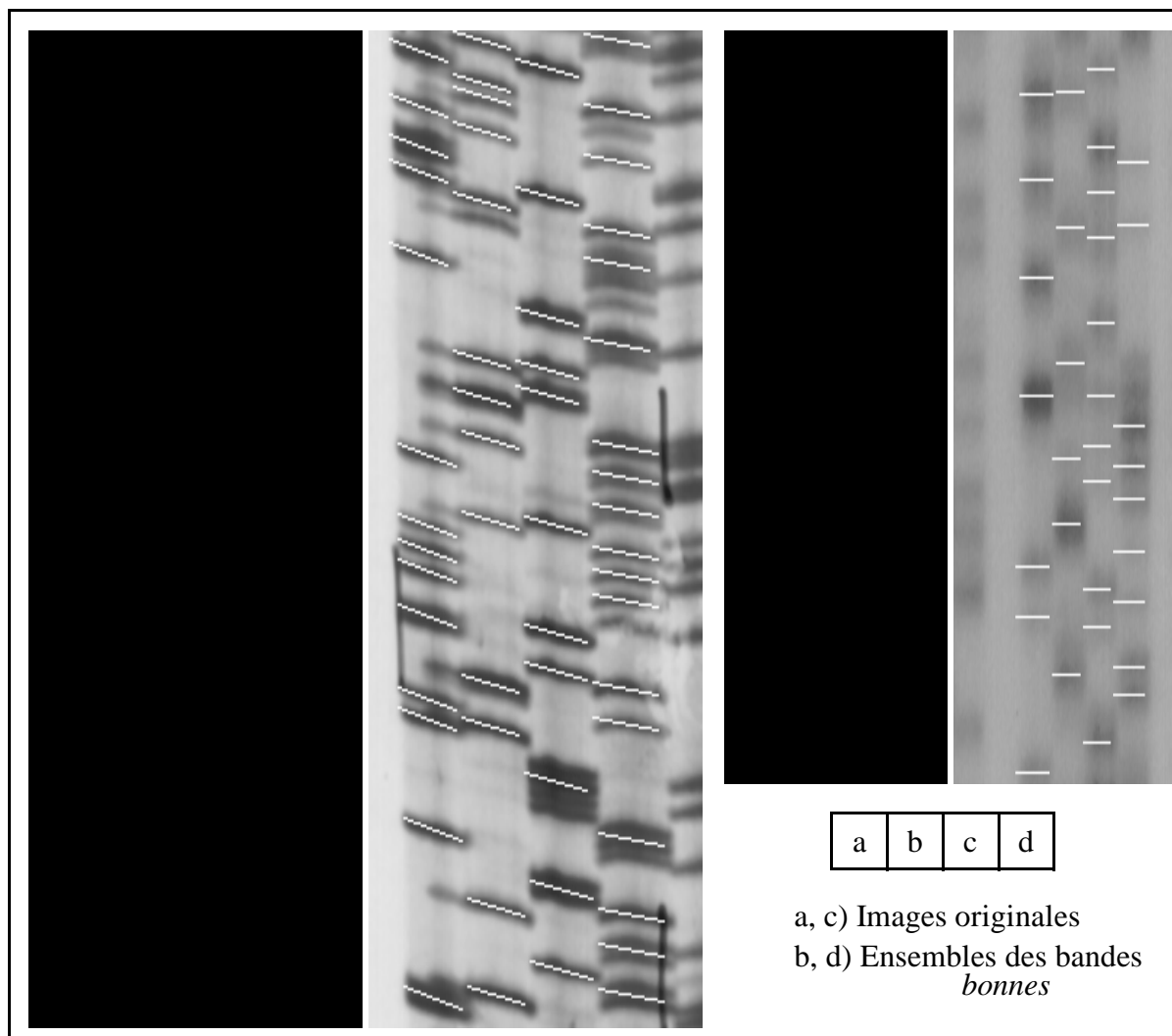


Figure V.28: Résultats expérimentaux de la détection des bandes

#### 4 - DETECTION DES AMBIGUITES

Les ambiguïtés répertoriées dans [DAN-88] sont au nombre de quatre:

- ambiguïtés de choix;
- ambiguïtés de multiplicité;
- ambiguïtés d'existence;
- ambiguïtés d'ordre.

Dans ce paragraphe, nous mentionnons quelques solutions afin de signaler et, dans la mesure du possible, d'enlever ces ambiguïtés. L'ensemble considéré est l'ensemble des bandes étiquetées *bonnes* (BB) par la détection. Cette étape doit palier les erreurs de la détection des bandes pour des autoradiogrammes de mauvaise qualité (bandes mal classées...).

La détection des ambiguïtés est réalisée par la comparaison des profils des quatre canaux. La différence d'intensité des bandes dans la matrice rend non-significative la comparaison



directe entre bandes. Dans [BOR-83], la recherche de motifs (taches) dans des images créées par électrophorèse est basée sur une modélisation par fonctions gaussiennes bi-dimensionnelles. De même, notre approche est fondée sur une modélisation à partir de fonctions gaussiennes. Dans un premier temps, nous proposons une modélisation des profils à partir de l'ensemble BB par des fonctions gaussiennes. Chaque élément  $b$  de BB est approximé par une conjonction de deux fonctions semi-gaussiennes. Dans un deuxième temps, les fonctions seront normalisées à 1 afin de permettre une comparaison entre profils.

#### 4.1 - Modélisation d'une bande par fonctions semi-gaussiennes

Dans une matrice d'ADN, il ne peut y avoir qu'une bande et une seule à la même position verticale. Si une bande est isolée (pas de bandes avant et après dans le même canal), la distribution des intensités autour du maximum local est symétrique (1<sup>er</sup> pic de la figure V.29). Dans le cas de bandes multiples successives avec un seul maximum local, l'évolution de l'intensité n'est pas toujours symétrique et un point d'inflexion est observable (2<sup>ème</sup> pic).

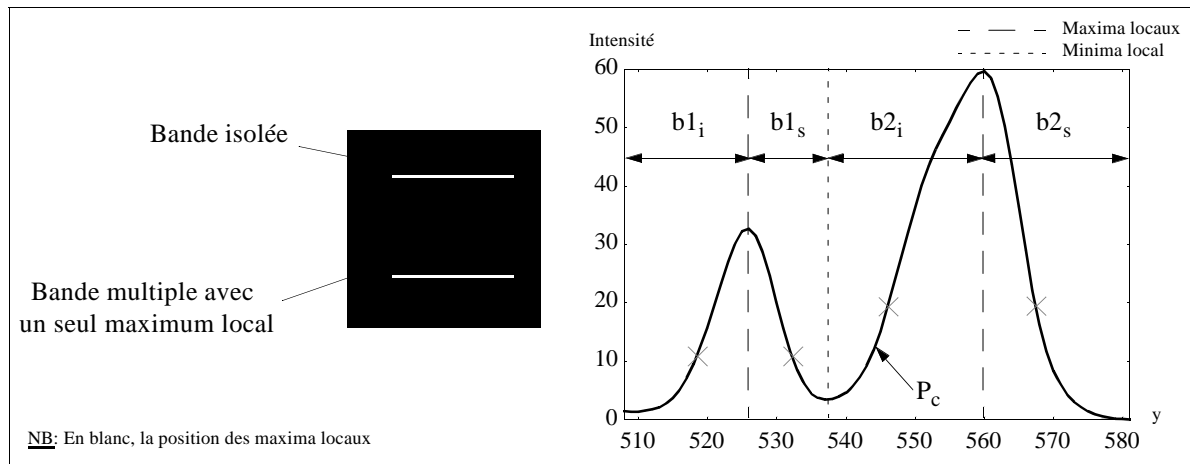


Figure V.29: Evolution des intensités autour du maximum local

Partant de ce constat, chaque élément  $b$  de BB est divisible en deux parties:  $b_i$  inférieure et  $b_s$ , supérieure (figure V.29). Chacune des parties est approximée par valeurs supérieures (SNS) et par valeurs inférieures (SNI) à la position du maximum local,  $y_b$ :

$$\begin{aligned} \text{Pour } y < y_b \quad \text{SNI}(y) &= ke^{-\frac{1}{2}\left(\frac{|y - y_b|}{\lambda_i}\right)^2} \quad \text{et } \text{SNS}(y)=0 \\ \text{Pour } y \geq y_b \quad \text{SNS}(y) &= ke^{-\frac{1}{2}\left(\frac{|y - y_b|}{\lambda_s}\right)^2} \quad \text{et } \text{SNI}(y)=0 \end{aligned} \quad (\text{Eq. V.19})$$

avec

- $y_b$ , la position de  $b$ ;
- $\lambda_i$  et  $\lambda_s$ , les facteurs d'épaisseur liés à  $b_i$  et  $b_s$ ;
- $k$ , l'intensité de la bande.

Pour chaque élément de BB,  $\lambda_s$  et  $\lambda_i$  sont les paramètres à estimer.

Le principe de lecture d'une séquence d'ADN est basé sur le positionnement relatif des bandes de chaque canal. Ceci implique que deux bandes successives appartenant chacune à un

canal différent ont une épaisseur pratiquement identique. Nous étendons cette remarque à l'ensemble des bandes appartenant à la même matrice élémentaire. De ce fait, un facteur d'épaisseur  $\lambda$  est affecté à toute matrice élémentaire dont nous verrons l'estimation ultérieurement.

Dans le cas de bandes multiples séparées par un minimum local d'intensité élevée (b3, b4 et b5, figure V.30), l'estimation des paramètres est imprécise (succession de bandes qui modifie l'évolution des intensités autour d'un maximum).

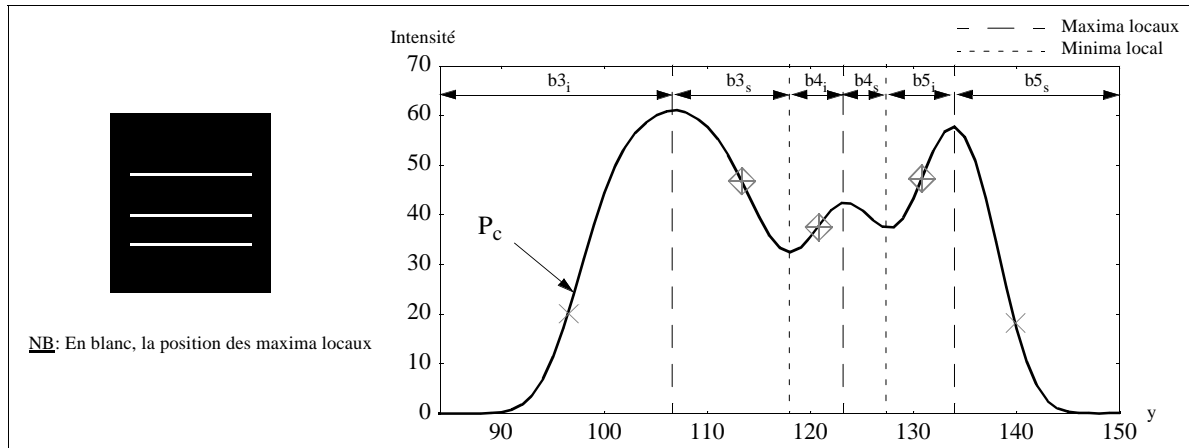


Figure V.30: Evolution des intensités autour du maximum local - bandes multiples

Pour une matrice élémentaire, l'ensemble des parties (supérieures et inférieures) est découpé en trois sous-ensembles distincts correspondants à différents niveaux d'estimation utilisés. Le principe en est présenté par la figure V.31.

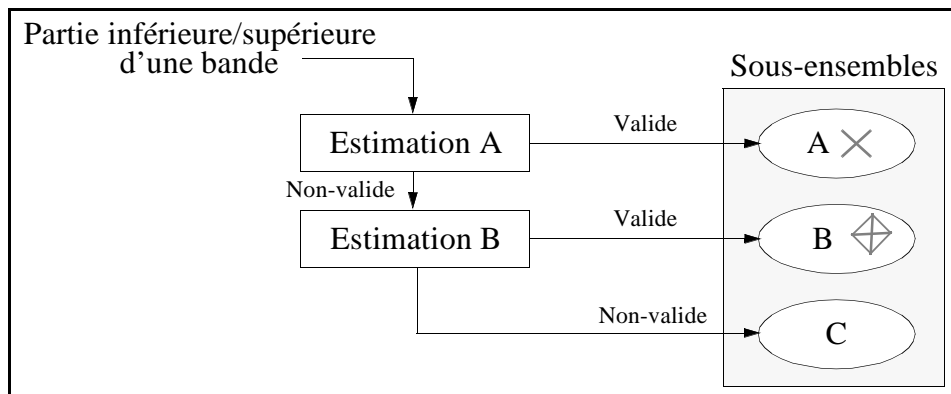


Figure V.31: Principe de l'estimation à plusieurs niveaux

- Estimation A (point représenté par  $\times$ ): les  $\lambda_{i/s}$  sont estimés de la façon suivante.

On recherche la position,  $y$ , du point d'intensité  $i = ke^{-\frac{1}{2}c^2}$ . Le coefficient  $c$  définit l'intensité du point recherché sur le profil (ici  $c=3/2$ ). L'estimation est validée si pour atteindre le point, aucun minimum local n'a été rencontré. La position trouvée permet d'estimer  $\lambda_{i/s}$ :

$$\lambda_{i/s} = |y - y_c| / c.$$

- **Estimation B** ( $\diamond$ ): Les  $\lambda_{i/s}$  sont estimés à partir du point milieu,  $y$ , entre un minimum et un maximum local. Le coefficient  $c$  est calculé en fonction de l'intensité  $i$  trouvée,  $c = \sqrt{-2 \ln(i/k)}$ . De la même façon que pour l'estimation A, on a  $\lambda_{i/s} = |y - y_c|/c$ . L'estimation est validée si le point  $y$  n'est pas trop proche du maximum local, ici la valeur limite est fixée par  $c > 0.3$ .

- **Sous-ensembles C**: Les parties de bandes qui n'ont pas été estimées seront affectées de la valeur  $\lambda$  propre à la matrice élémentaire.  $\lambda$  est la valeur correspondant au maximum de l'histogramme des  $\lambda_{i/s}$  de l'ensemble A, ce qui représente l'estimation la plus vraisemblable.

Sur l'échantillon des autoradiogrammes à notre disposition, la démarche s'est avérée satisfaisante. Un exemple est donné à partir des profils des figures V.29, V.30 & V.31:

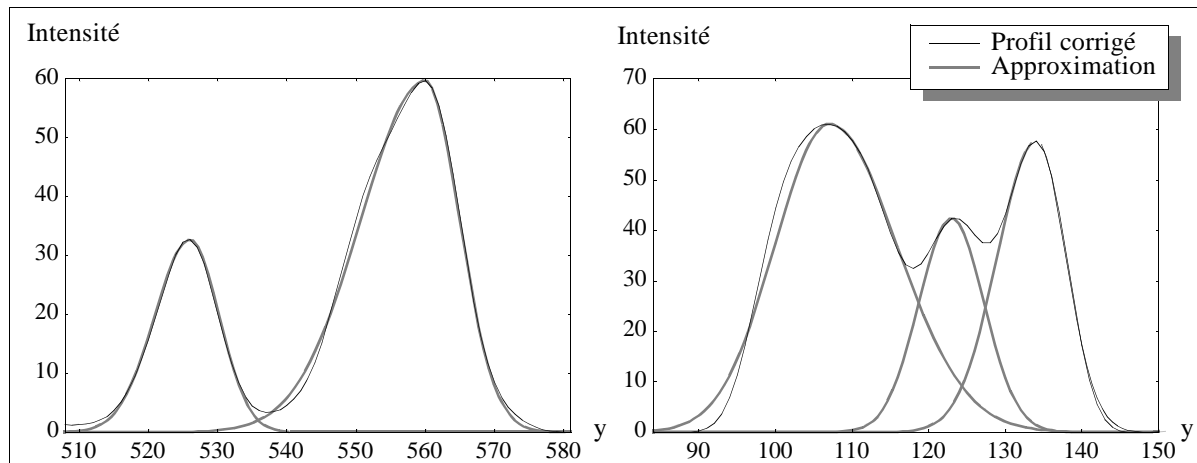


Figure V.32: Approximation du profil corrigé par fonctions semi-gaussiennes - résultats expérimentaux

## 4.2 - Comparaison des profils modélisés

Les fonctions semi-gaussiennes sont normalisées à 1 ( $SNI(y)/k$  et  $SNS(y)/k$ ). A partir de cette représentation, la recherche d'ambiguïtés est facilitée par la mise à la même valeur des intensités de chaque bande.

### 4.2.1 - Ambiguïtés de choix

Ce type d'ambiguïté se produit quand deux bandes ont des positions voisines. Sa détection est réalisée à partir de la somme des quatre profils. Si deux bandes se trouvent à une position voisine, un pic anormalement élevé ( $>2.5$ ) doit apparaître (figure V.33). Par le degré d'appartenance au sous-ensemble flou BB, la bande de degré le plus élevé est retenue.

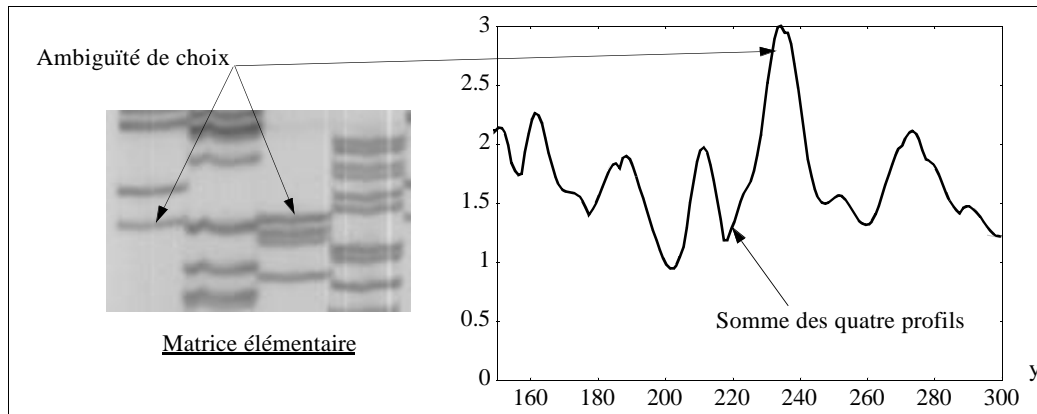


Figure V.33: Détection d'une ambiguïté de choix

#### 4.2.2 - Ambiguïtés d'ordre, d'existence et de multiplicité

Nous plaçons ces trois types dans le même schéma de résolution car le principe adopté permet de les traiter simultanément.

Sur les profils, un point d'intersection est maximal si la valeur associée est égale et maximale pour au moins deux profils modélisés et normalisés à 1. Alors, une pré-séquence est obtenue à partir de ces points d'intersection maximaux (p.i.m) entre les profils.

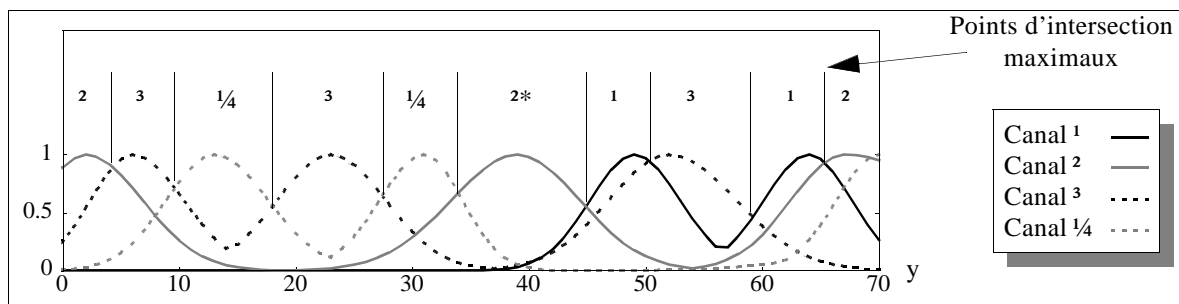


Figure V.34: Obtention de la pré-séquence

Par ce principe, l'ambiguïté d'ordre est directement levée. L'observation des points de croisement entre les profils a permis de constater que les p.i.m se situaient dans les valeurs élevées (supérieures à 0.6). L'ambiguïté d'existence est alors détectée par le niveau d'un p.i.m anormalement faible ( $<0.2$ ). La recherche des bandes possibles est alors opérée dans les sous-ensembles flous BA (bandes ambiguës) et BM (bandes mauvaises).

Les ambiguïtés de multiplicité apparaissent systématiquement dans le cas de bandes successives dans un même canal. Le problème est alors de savoir combien de bandes sont effectivement présentes (\*). A l'heure actuelle, la résolution des ambiguïtés de multiplicité n'est pas entièrement validée. Notre approche repose sur deux phases. La première consiste à compter le nombre de bandes possibles entre deux p.i.m. La seconde est la recherche des zones de concentration ou d'étalement des maxima correspondant aux bandes comptabilisées; signes indicateurs de la présence d'une ambiguïté.

p . Comptage des bandes

Entre deux p.i.m, le nombre de bandes possibles est évalué. Le principe est basé sur la possibilité d'ajouter entre deux p.i.m, un certain nombre de fonctions gaussiennes de facteur d'épaisseur  $\lambda$  estimé par matrice élémentaire. Par matrice élémentaire,  $\lambda$  est la valeur la plus vraisemblable. Alors, son évolution en fonction de l'indice de la matrice élémentaire est peu bruitée (figure V.35). A cause de phénomènes physiques et biologiques, le long d'une matrice, des compressions ou décompressions de bandes peuvent apparaître. Ceci entraîne la modification locale des densités des bandes. Devant le caractère aléatoire de ces particularités, la courbe de  $\lambda$  ne doit pas être modifiée (ou avec de grandes précautions).

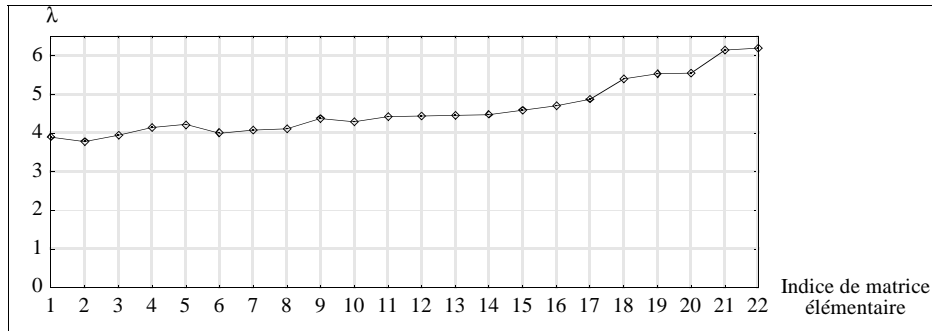


Figure V.35: Evolution du facteur d'épaisseur  $\lambda$  (Autoradiogramme fig. V.16)

Pour chaque zone entre deux points d'intersection maximaux, deux fonctions gaussiennes sont positionnées en fonction du niveau des deux p.i.m afin de conserver la position des points d'intersection maximaux (figure V.36).

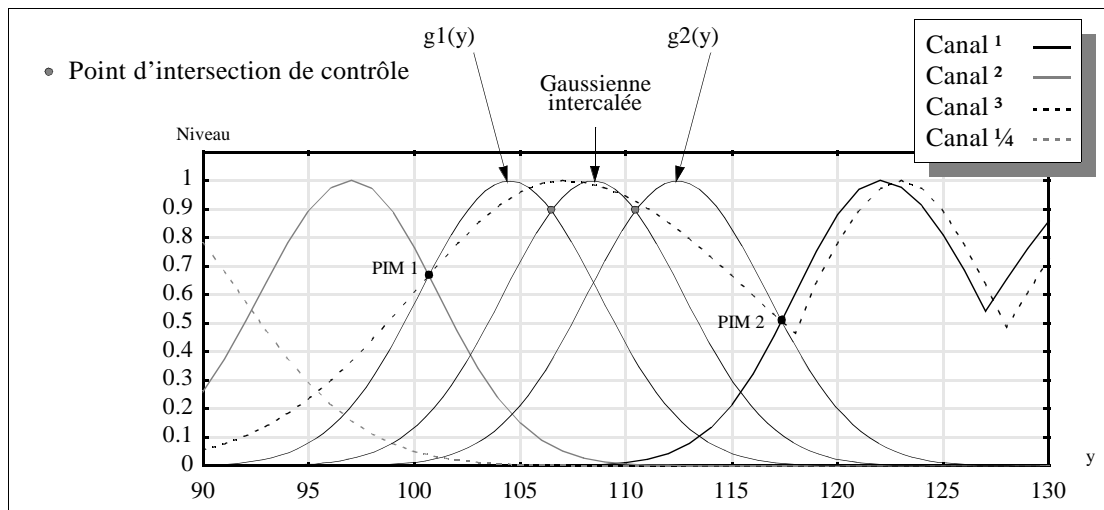


Figure V.36: Positionnement des gaussiennes en fonction des points d'intersection maximaux

Les fonctions gaussiennes  $g1$  et  $g2$  sont définies par la position du maximum  $y_p$  ainsi que par le facteur d'épaisseur  $\lambda$  suivant l'équation suivante:

$$g(y) = e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{|y - y_p|}{\lambda} \right)^2} \quad (\text{Eq. V.20})$$

Les valeurs de  $y_p$  sont définies par la position  $y_{pim}$  et le niveau  $i_{pim}$  du p.i.m concerné. En fonction de PIM 1 et 2, les valeurs  $y_{p1}$  et  $y_{p2}$  sont calculées par:

$$\begin{aligned} y_{p1} &= y_{pim1} + \lambda \sqrt{-2 \ln(i_{pim1})} \\ y_{p2} &= y_{pim2} - \lambda \sqrt{-2 \ln(i_{pim2})} \end{aligned} \quad (\text{Eq. V.21})$$

Dans un premier temps, les zones, où les bandes sont uniques, sont détectées suivant le principe de la figure V.37.

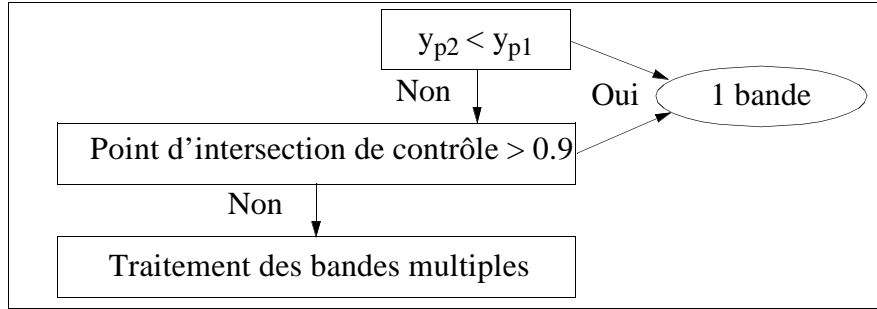


Figure V.37: Détermination des zones de bande unique

Le cas de bandes multiples est traité par insertion de fonctions gaussiennes entre  $g_1$  et  $g_2$ . L'insertion est réalisée selon une équirépartition des maxima des fonctions entre  $y_{p1}$  et  $y_{p2}$  (exemple figure V.36 avec trois bandes). Le nombre de bandes possibles est déterminé si les points de contrôle sont supérieurs à 0.9. Dans le cas contraire, l'analyse est poursuivie en insérant une fonction supplémentaire.

Les résultats obtenus montrent que le principe de comptage est viable. Néanmoins, l'observation n'a été effectuée que sur un échantillon restreint d'images qui n'est pas suffisant pour valider la démarche.

#### p . Recherche des zones de concentration ou d'étalement des maxima

Dans le cas de bandes multiples, l'évolution de l'intensité dans le cas de bandes successives est mal connue. La condition d'arrêt dans le comptage a été fixée à 0.9 d'après l'observation des profils. Dans certaines situations, le nombre de bandes a été sur-évalué ou sous-évalué. L'étude de la fréquence d'apparition des maxima devrait fournir une aide à la décision.

## 5 - CONCLUSION

L'estimation de l'orientation des bandes par la collaboration de deux techniques différentes permet de rendre les résultats plus fiables. Les opérateurs étant directionnels, les techniques adoptées sont directement déduites d'un raisonnement établi à partir d'autoradiogrammes dont les bandes sont horizontales. Pour des raisons de temps de traitement, nous utilisons le sous-échantillonnage directionnel ainsi que les traitements directionnels plutôt que le calcul d'une nouvelle image redressée en fonction des lignes d'isomigrations qui serait bien plus lent.

Le filtrage directionnel associé à l'indice de fiabilité permet d'atténuer ou d'éliminer les artefacts présents dans l'image. L'image obtenue devient plus simple à traiter.

Pour la détermination de l'ensemble des bandes correctes, l'utilisation de la logique floue n'est pas directement nécessaire. Cependant, cet outil a deux grandes particularités qui en font son intérêt: la possibilité de manipuler simplement des données de types très différents et, par le degré d'appartenance, d'enrichir la classification. Ce dernier point permet d'offrir un outil performant à l'aide pour la résolution de certaines ambiguïtés.

La détection des ambiguïtés proposée ici n'est pas la seule voie possible. L'apport principal est fourni par la modélisation des profils à partir de fonctions semi-gaussiennes. Celles-ci, une fois normalisées, permettent une comparaison directe des profils et ainsi une résolution plus simple.

## ***CONCLUSION***

---



Afin de pouvoir réaliser des projets aussi ambitieux que la cartographie du génome humain, la conception de procédés performants de séquençage automatique de l'ADN est essentielle. Plusieurs outils existent déjà mais le besoin d'augmenter leur fiabilité tout en diminuant les temps de traitement nécessite l'amélioration des techniques actuelles ou l'élaboration de nouvelles méthodes. Dans le séquençage, la saisie des données constitue une étape obligatoire influant sur le temps de traitement et sur la fiabilité des résultats. De sérieux efforts ont été consentis afin d'améliorer la qualité et la vitesse de réalisation des autoradiographies de séquences d'ADN. La société GENOMIC est à l'origine des travaux. Notre objectif a été l'étude et la mise au point de méthodes de lecture automatique des autoradiographies plus robustes avec l'aide de techniques issues du traitement et de l'analyse d'images numériques.

Les autoradiographies de séquences d'ADN sont des images complexes par la diversité de leurs caractéristiques due au mode de fabrication. Les bandes sont naturellement allongées mais leurs formes, leurs orientations et leurs intensités sont irrégulières et variables suivant leur position dans l'image. D'autres phénomènes nuisent à l'analyse comme le bruit ou la présence d'artefacts divers. Différentes solutions à la gestion de l'orientation variable des bandes sont envisageables. Un des moyens pourrait être le recalcul d'une image afin d'obtenir une configuration idéale où les bandes et les canaux seraient mutuellement perpendiculaires. Mais, une fois l'orientation locale des bandes estimée, la méthode requiert un temps de calcul encore prohibitif pour une implantation industrielle. Une solution voisine mais plus rapide est d'utiliser des opérateurs directionnels afin de se placer comme dans le cas idéal en évitant le calcul d'une nouvelle image. Les orientations sont estimées à partir d'un critère d'homogénéité locale. Cette information permet d'adapter l'orientation de la fenêtre de traitement à l'orientation des structures. Dans cette classe d'opérateurs, nous avons largement employé le filtre d'ordre directionnel.

De manière générale, la prise en compte d'informations locales en vue d'adapter la fenêtre de filtrage améliore sensiblement le fonctionnement des opérateurs de pré-traitement d'image. A taille égale, un filtrage directionnel préserve les structures fines et allongées et possède au moins d'aussi bonnes performances en réduction de bruit que le même filtre à fenêtre fixe. De plus, l'augmentation de la taille du filtre autorise un lissage plus efficace du bruit, en introduisant un minimum de distorsions géométriques. La robustesse du filtrage vis-à-vis des perturbations impulsionnelles permet l'emploi de toutes les statistiques d'ordre dans l'étape de filtrage. Le champ d'application de ces opérateurs s'étend à différents types d'images naturelles où les structures peuvent être approximées par des segments de droite discrets: vue aériennes, radiographies X...

En raison de la stratégie de séquençage adoptée, un séquençage correct n'est concevable qu'à partir d'une segmentation en canaux fiable. Les premières méthodes employées manquant de robustesse, nous avons été amenés à développer une nouvelle segmentation en canaux. Son implémentation dans le produit industriel a permis de tester avec succès son efficacité sur un plus grand nombre d'autoradiographies.

La classification et la détection des bandes reste un problème difficile. La méthode proposée la rend plus simple et indépendante des caractéristiques de l'autoradiographie. Les premiers résultats montrent que la solution proposée est déjà plus performante que les méthodes existantes. Cette étape requiert encore des améliorations issues d'une collaboration entre les experts des domaines de la biologie et du traitement d'image afin d'obtenir des résultats plus fiables.

Dans le cadre de cette application, tous les opérateurs et les méthodes développés sont nouveaux et, à ce titre, n'ont pas encore été expérimentés sur un large échantillon d'images. Ces travaux ne pourront être validés que par un grand nombre de tests effectués sur des autoradiogrammes dont les séquences sont connues.

## ***ANNEXE A***

---

### ***ELEMENTS DE STATISTIQUE D'ORDRE***

Soit un ensemble de variables aléatoires,  $\zeta = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ , et TRI, l'opération de tri appliquée à l'ensemble  $\zeta$  alors  $\text{TRI}(\zeta)$  fournit une suite d'éléments ordonnés indexés suivant leur rang dans  $\zeta$ :

$$\text{TRI}(\zeta) = \text{TRI} \{X_1, X_2, \dots, X_N\} = \{X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(N)}\}$$

avec  $X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(N)}$

La variable  $X_{(r)}$  est appelée *statistique de rang r* (ou *r<sup>ième</sup> statistique d'ordre*) et représente la r<sup>ième</sup> valeur dans  $\text{TRI}(\zeta)$ .

## 1 - DISTRIBUTIONS

### 1.1 - Distributions d'un rang [DAV-81]

Les variables  $X_i$ ,  $i=1 \dots N$ , étant i.i.d. de fonction de répartition  $F$  et de densité de probabilité  $f$ , la fonction de répartition,  $F_r(x)$ , d'une statistique de rang  $r$  correspond à:

$F_r(x)$  = Probabilité {Au moins  $r$  valeurs sont inférieures à  $x$ }

Nous pouvons exprimer  $F_r(x)$  en fonction de  $F(x)$ :

$$F_r(x) = \sum_{i=r}^N C_N^i F^i(x) [1 - F(x)]^{N-i} \quad (\text{Eq. A.1})$$

avec  $C_N^i = \frac{N!}{i!(N-i)!}$

Soit  $a$  et  $b$ , deux réels strictement positifs, la fonction Beta est donnée par:

$$B(a, b) = \int_0^1 t^{a-1} (1-t)^{b-1} dt \quad \text{Avec } a>0 \text{ et } b>0 \quad (\text{Eq. A.2})$$

Si  $a$  et  $b$  sont des entiers strictement positifs, alors la fonction Beta devient:

$$B(a, b) = \frac{\Gamma(a)\Gamma(b)}{\Gamma(a+b)} \quad \text{avec} \quad \begin{aligned} \Gamma(a) &= (a-1)! \\ \Gamma(b) &= (b-1)! \end{aligned} \quad (\text{Eq. A.3})$$

$\Gamma$  est la fonction Gamma définissant la factorielle noté '!'.

Etant donné l'équation A.2, la fonction Beta incomplète est donnée par:

$$I_{F(x)}(a, b) = \frac{\int_0^{F(x)} t^{a-1} (1-t)^{b-1} dt}{B(a, b)} \quad \text{Avec } a>0 \text{ et } b>0 \quad (\text{Eq. A.4})$$

Etant donné la relation entre une somme de lois binomiales et la fonction Beta incomplète, la fonction de répartition d'un rang  $r$  quelconque peut s'écrire:

$$F_r(x) = I_{F(x)}(r, N-r+1) \quad (\text{Eq. A.5})$$

La densité de probabilité  $f_r(x)$  d'un rang  $r$  est:

$$f_r(x) = \frac{d}{dx} F_r(x) \quad (\text{Eq. A.6})$$

Ce qui nous donne:

$$f_r(x) = \frac{1}{B(r, N-r+1)} \frac{d}{dx} \int_0^{F_r(x)} t^{r-1} (1-t)^{N-r} dt \quad (\text{Eq. A.7})$$

Par intégration par parties, on obtient l'expression de la densité de probabilité d'un rang  $r$  quelconque:

$$g_r(x) = \frac{1}{B(r, N-r+1)} f(x) F(x)^{r-1} (1-F(x))^{N-r} \quad (\text{Eq. A.8})$$

Nous avons donc l'expression de la fonction de répartition  $G$  et de la densité de probabilité  $g_r$  d'un rang quelconque  $r$ :

$$\begin{aligned} g_r(x) &= \frac{1}{B(r, N-r+1)} f(x) F(x)^{r-1} (1-F(x))^{N-r} \\ G_r(x) &= \sum_{i=r}^N C_N^i (F^i(x) [1-F(x)]^{N-i}) \end{aligned} \quad (\text{Eq. A.9})$$

Nous retrouvons les expressions pour:

. le maximum, rang  $N$ :

$$\begin{aligned} g_N(x) &= N f(x) F(x)^{N-1} \\ G_N(x) &= F(x)^N \end{aligned} \quad (\text{Eq. A.10})$$

. le minimum, rang  $1$ :

$$\begin{aligned} g_1(x) &= N f(x) [1-F(x)]^{N-1} \\ G_1(x) &= 1 - [1-F(x)]^N \end{aligned} \quad (\text{Eq. A.11})$$

## 1.2 - Distribution conjointe de deux statistiques d'ordre

De même, la fonction de répartition,  $F_{rs}(x,y)$  avec  $x \leq y$ , de deux rangs  $r$  et  $s$  ( $1 \leq r < s \leq N$ ) correspond à **[DAV-81]**:

$F_{rs}(x,y)$  = Probabilité {au moins  $r$  valeurs sont inférieures à  $x$  et  $s$  valeurs sont inférieures à  $y$ }

Ceci s'exprime par:

$$F_{rs}(x, y) = \sum_{j=s}^N \sum_{i=r}^j N! / i!(j-i)!(N-j)! \quad (\text{Eq. A.12})$$

L'expression de la densité de probabilité conjointe de deux rangs  $r$  et  $s$  est

$$f_{rs}(x, y) = \frac{N!}{(r-1)!(s-r-1)!(N-s)!} F(x)^{r-1} f(x)[F(y) - F(x)]^{s-r-1} f(y)[1 - F(y)]^{N-s} \quad (\text{Eq. A.13})$$

### 1.3 - Distribution de l'étendue entre deux rangs quelconques

Nous appelons étendue entre deux rangs  $r$  et  $s$  ( $1 \leq r < s \leq N$ ), la variable aléatoire  $E_{rs}$  définie par:

$$E_{rs} = X_{(s)} - X_{(r)} \quad (\text{Eq. A.14})$$

Par le changement de variable  $y = e + x$  et l'équation A.13, la d.d.p de l'étendue entre deux rangs  $r$  et  $s$ ,  $g_{rs}$  s'écrit:

$$g_{rs}(e) = C_{rs} \sum_{x=0}^{NG-e-1} f(x)f(x+e)F(x)^{r-1}[F(x+e) - F(x)]^{s-r-1}[1 - F(x+e)]^{N-s} \quad (\text{Eq. A.15})$$

avec  $C_{rs} = \frac{N!}{(r-1)!(s-r-1)!(N-s)!}$  et  $NG$  le nombre de niveaux de gris.

Afin d'obtenir la fonction de répartition  $G_{rs}$ , nous intégrons par parties  $(N-s)$  fois la d.d.p.  $g_{rs}$  par rapport aux variables  $x$  et  $e$ . Nous obtenons l'expression:

$$G_{rs}(e) = \frac{N!}{(r-1)!} \sum_{x=0}^{NG-e-1} F(x)^{r-1} f(x) \left[ \sum_{j=0}^{N-s-1} \frac{1}{(N-s-j)!(s-r-1+j)!} S_{j+1} + \frac{Q_F}{(N-r-1)!} \right] \quad (\text{Eq. A.16})$$

$$\text{Avec } S_i = \frac{1}{(s-r-1+i)!} [1 - F(x+e)]^{N-s+1-i} [F(x+e) - F(x)]^{s-r-1+i}$$

$$Q_F = \frac{1}{N-r} [F(x+e) - F(x)]^{N-r}$$

et  $NG$  le nombre de niveau de gris.

#### Cas de l'étendue dans un segment

Dans le cas de l'étendue sur un segment,  $E$ , on a:

$$r=1 \text{ et } S=N;$$

$$. C_{rs}=N(N-1)$$

Alors les expressions de la d.d.p. (Eq. A.15) et de la fonction de répartition (Eq. A.16) deviennent:

$$\begin{aligned} g_{rs}(e) \Big|_{\substack{r=1 \\ s=N}} &= N(N-1) \sum_{x=0}^{T-e-1} f(x)f(x+e)[F(x+e)-F(x)]^{N-2} \\ G_{rs}(e) \Big|_{\substack{r=1 \\ s=N}} &= N \sum_{x=0}^{T-e-1} f(x)[F(x+e)-F(x)]^{N-1} \end{aligned} \quad (\text{Eq. A.17})$$

## ***ANNEXE B***

---

### ***MODELES DE BRUIT***



Les modèles de bruit utilisés pour les expérimentations statistiques des différents opérateurs sont construits à partir du générateur de nombres aléatoires (Fonction *random()* de la librairie standard C).

L'objectif étant l'étude des images naturelles codées sur 256 niveaux, les modèles de bruit sont appliqués sur des valeurs entières codées sur 256 niveaux. Les mesures sont réalisées avec un écart-type de 20 et une moyenne de 128. Les figures B.1 à B.3 représentent la densité de probabilité  $f(x)$  et la fonction de répartition  $F(x)$  de chaque type de bruit..

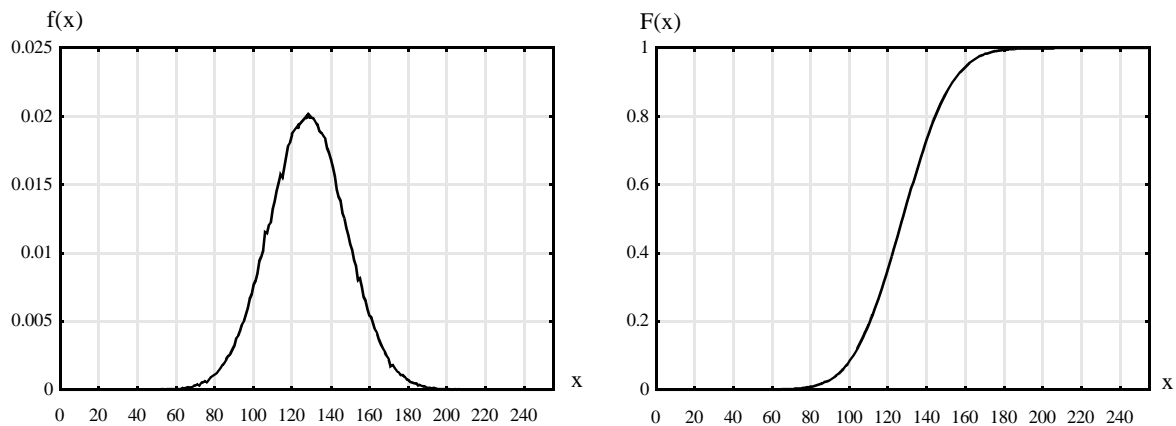


Figure B.1: Modèle gaussien

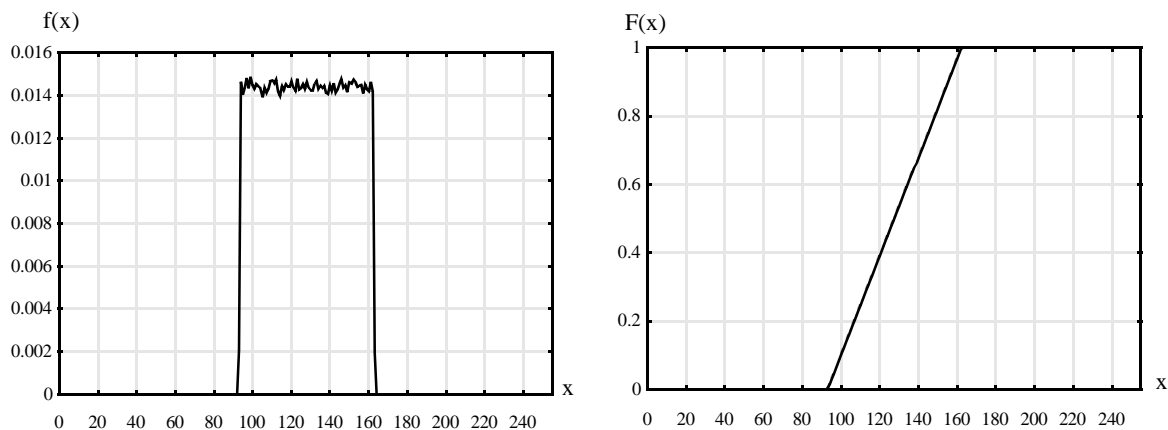


Figure B.2: Modèle uniforme

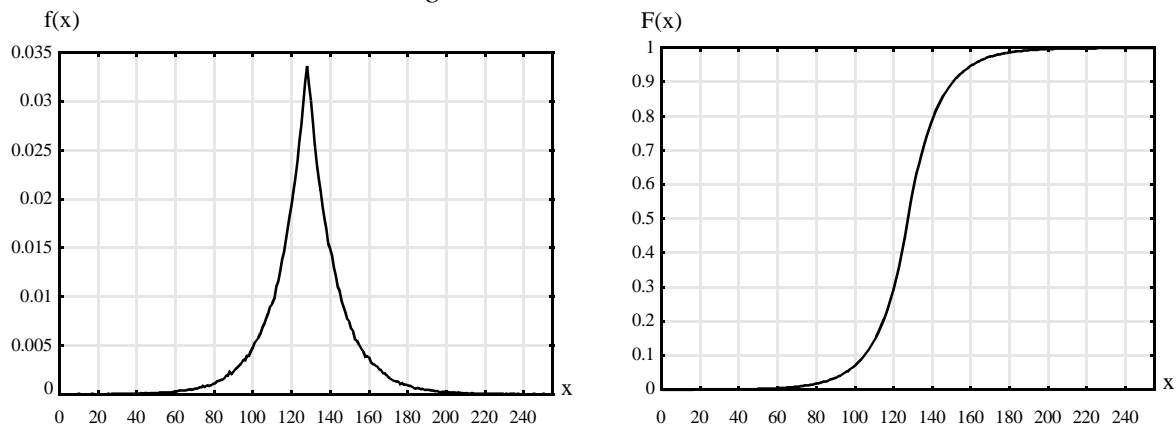


Figure B.3: Modèle exponentiel

## ***ANNEXE C***

---

### ***MODELE IMPULSIONNEL SIMPLIFIE***

L'étude de la réjection intrinsèque est présentée dans le cas d'un modèle simplifié de bruit impulsionnel. La distribution du bruit est discrète. Les amplitudes prennent les valeurs 0 et A avec des probabilités respectives (1-p) et p ( $p < 1/2$ ). On pose:

a, l'évènement "*Il y a une impulsion sur le pixel m du segment  $S^h$* "

b, l'évènement "*Le segment  $S^h$  est de critère minimal ( $S^h = S_{min}$ )*"

Avec N, la taille du segment, les indices h et m sont fixes et choisis dans  $[1;4n]$ , respectivement  $[1;N]$ . On considère que les différents segments n'ont en commun que le pixel central de position r. Dans ces conditions, on calcule la probabilité d'apparition d'une impulsion dans un pixel j donné appartenant au segment  $S^h$  s'il est de critère minimal. La probabilité conditionnelle  $P(a/b)$  est calculée à partir de l'équation C.1.

$$P(a/b) = P(a \cap b) / P(b) \quad (\text{Eq. C.1})$$

On distingue deux cas, celui où  $m \neq r$  et celui où  $m = r$ . Pour la suite des calculs, on pose:

d, l'évènement "*Le pixel en commun est à A*"

D'où  $\bar{d}$ , l'évènement "*Le pixel en commun est à 0*"

Pour des commodités d'écriture, on pose:

.  $T = 4n$

. " $P_{e1}$ ": Probabilité avec le critère d'étendue et  $m \neq r$

. " $P_{e2}$ ": Probabilité avec le critère d'étendue et  $m = r$

. " $P_{v1}$ ": Probabilité avec les critères de variance et d'écart absolu moyen et  $m \neq r$

. " $P_{v2}$ ": Probabilité avec les critères de variance et d'écart absolu moyen et  $m = r$

De plus, afin de ne pas alourdir les expressions, durant les phases de calcul, la probabilité s'écrira " $P$ " et ne mentionnera pas, explicitement, la nature du critère employé, seules les expressions finales comporteront un indice d'identification  $P_{e2}$ ".

## 1 - CRITERE D'ETENDUE

### 1.1 - $P_{e1}(b)$ pour le critère d'étendue ( $m \neq r$ )

Le calcul du critère est donné par l'équation III.2 (p. 44). Le critère  $E^h$  prend deux valeurs, soit 0, soit A. Alors  $S^h$  est  $S_{min}$  pour les deux situations suivantes:

.  $E^h = 0$

.  $E^h = A$  et  $\forall i \neq h, E^i = A$ .

Alors l'évènement  $b$  est décomposé en deux évènements complémentaires et incompatibles,  $b_0$  et  $b_1$  tels que  $b=b_0 \cup b_1$  avec:

$b_0 = \text{"Tous les pixels de } S^h \text{ sont identiques"}$

$b_1 = \text{"Tous les segments ont une étendue de } A\text{"}$

A partir de l'évènement  $d$ , les évènements  $b_0$  et  $b_1$  s'écrivent:

$$. b_0 = (b_0 \cap d) \cup (b_0 \cap \bar{d})$$

$$. b_1 = (b_1 \cap d) \cup (b_1 \cap \bar{d})$$

Les probabilités s'écrivent alors:

$$. P(b_0 \cap d) = p^N$$

$$. P(b_0 \cap \bar{d}) = (1-p)^N$$

$$. P(b_1 \cap d) = p (1-p^{N-1})^T$$

$$. P(b_1 \cap \bar{d}) = (1-p)(1-(1-p)^{N-1})^T$$

$P(b)$  s'écrit:

$$P(b) = P(b_0 \cap d) + P(b_0 \cap \bar{d}) + P(b_1 \cap d) + P(b_1 \cap \bar{d})$$

Alors, la probabilité de l'évènement  $b$  s'écrit:

$$P_{e1}(b) = p^N + (1-p)^N + p(1-p^{N-1})^T + (1-p)(1-(1-p)^{N-1})^T \quad (\text{Eq. C.2})$$

## 1.2 - $P_{e1}(a \cap b)$ pour le critère d'étendue ( $m \neq r$ )

On écrit:

$$(a \cap b) = (b_0 \cap a) \cup (b_1 \cap a)$$

$$(a \cap b) = (b_0 \cap a \cap d) \cup (b_0 \cap a \cap \bar{d}) \cup (b_1 \cap a \cap d) \cup (b_1 \cap a \cap \bar{d})$$

Or  $(b_0 \cap a \cap \bar{d}) = \emptyset$  donc  $(a \cap b)$  s'écrit:

$$(a \cap b) = (b_0 \cap a \cap d) \cup (b_1 \cap a \cap d) \cup (b_1 \cap a \cap \bar{d}) \quad (\text{Eq. C.3})$$

Les probabilités s'écrivent:

$$. P(b_0 \cap a \cap d) = p^N$$

$$. P(b_1 \cap a \cap d) = p^2 (1-p^{N-1})^{T-1} (1-p^{N-2})$$

$$. P(b_1 \cap a \cap \bar{d}) = p (1-p) (1 - (1-p)^{N-1})^{T-1}$$

Alors, la probabilité de l'événement  $(a \cap b)$  s'écrit:

$$P_{e1}(a \cap b) = p^N + p^2(1-p)^{N-1}T^{T-1}(1-p)^{N-2} + p(1-p)(1-(1-p)^{N-1})T^{T-1} \quad (\text{Eq. C.4})$$

### 1.3 - $P_{e1}(a/b)$ pour le critère d'étendue ( $m \neq r$ )

Des expressions C.2 et C.4, l'équation C.1 devient:

$$P_{e1}(a/b) = \frac{p^N + p^2(1-p)^{N-1}T^{T-1}(1-p)^{N-2} + p(1-p)(1-(1-p)^{N-1})T^{T-1}}{p^N + (1-p)^N + p(1-p)^{N-1}T + (1-p)(1-(1-p)^{N-1})T} \quad (\text{Eq. C.5})$$

### 1.4 - $P_{e2}(a/b)$ pour le critère d'étendue ( $m=r$ )

Nous calculons l'expression  $P(a/b)$  sachant que  $m=r$ . La probabilité  $P(b)$  ne change pas, alors que dans l'équation C.3,  $(b_1 \cap a \cap \bar{d}) = \emptyset$  donc  $(a \cap b)$  s'écrit:

$$(a \cap b) = (b_0 \cap a \cap d) \cup (b_1 \cap a \cap d) \text{ d'où}$$

$$(a \cap b) = (b_0 \cap d) \cup (b_1 \cap d)$$

Alors  $P(a \cap b) = P(b \cap d)$ , en reprenant les expressions du paragraphe 1.1, la probabilité devient:

$$P_{e2}(a \cap b) = p^N + p(1-p)^{N-1}T \quad (\text{Eq. C.6})$$

Alors, la probabilité  $P(a/b)$  devient:

$$P_{e2}(a/b) = \frac{p^N + p(1-p)^{N-1}T}{p^N + (1-p)^N + p(1-p)^{N-1}T + (1-p)(1-(1-p)^{N-1})T} \quad (\text{Eq. C.7})$$

## 2 - CRITERES DE VARIANCE ET D'ECART ABSOLU MOYEN

Dans ce cas de modèle de bruit impulsionnel, le critère d'écart absolu moyen et le critère de variance sont proportionnels et des équations III.3 et III.4 (p. 44), on en déduit l'équation C.8.

$$\text{VAR}^i = \frac{A \cdot \eta^i}{2} \quad (\text{Eq. C.8})$$

La probabilité  $P(a/b)$  des deux critères est identique puisque leur rapport ne dépend que de valeurs déterministes (équation C.8).

### 2.1 - $P_{v1}(b)$ pour les critères d'écart absolu moyen et de variance

Pour un segment,  $N_I$  appartient à  $[0;N]$ . L'évolution de la fonction des critères en fonction de  $N_I$  est symétrique par rapport à  $(N+1)/2$ . Elle est strictement croissante pour  $N_I < (N+1)/2$  et strictement décroissante pour  $N_I > (N+1)/2$ .

Le segment  $S^h$  est minimum si et seulement si,  $N_I$  étant son nombre d'impulsions, le nombre d'impulsions dans tous les autres segments est:

- . compris dans l'intervalle  $[N_I; N-N_I]$  si  $N_I < (N+1)/2$
- . compris dans l'intervalle  $[N-N_I; N_I]$  si  $N_I > (N+1)/2$

Etant donné que tous les segments ont en commun un pixel, le raisonnement reste le même mais appliqué à  $(N-1)$  valeurs. D'ores et déjà, on affirme que si l'évènement  $b$  défini par:

$$b = (b \cap d) \cup (b \cap \bar{d})$$

alors

$$P(b \cap \bar{d}) = \frac{1-p}{p} \cdot P(b \cap d) \quad (\text{Eq. C.9})$$

Le problème revient alors à suivre le même raisonnement avec  $T$  segments sans pixel en commun et de taille  $(N-1)$ . D'une combinaison de lois binomiales, on en déduit l'expression de  $P(b)$ :

$$P_{v1}(b) = \left( \sum_{i=0}^{(N-1)/2} C_i^{N-1} \cdot p^i \cdot (1-p)^{N-1-i} \cdot \left[ \sum_{j=i}^{N-1-i} C_j^{N-1} \cdot p^j \cdot (1-p)^{N-1-j} \right]^{T-1} \right) +$$

$$\left( \sum_{i=\frac{N-1}{2}+1}^{N-1} C_i^{N-1} \cdot p^i \cdot (1-p)^{N-1-i} \cdot \left[ \sum_{j=N-1-i}^i C_j^{N-1} \cdot p^j \cdot (1-p)^{N-1-j} \right]^{T-1} \right)$$

(Eq. C.10)

### 2.2 - $P_{v1}(a \cap b)$ pour les critères d'écart absolu moyen et de variance ( $m \neq r$ )

En suivant le même type de raisonnement, sachant que  $S^h$  possède une impulsion, on en déduit l'expression de  $P(a \cap b)$ :

$$P_{v1}(a \cap b) = \left( \sum_{i=0}^{(N-2)/2} C_i^{N-2} \cdot p^i \cdot (1-p)^{N-2-i} \cdot \left[ \sum_{j=i+1}^{N-2-j} C_j^{N-1} \cdot p^j \cdot (1-p)^{N-1-j} \right]^{T-1} \right) + \left( \sum_{i=(N-1)/2}^{N-2} C_i^{N-2} \cdot p^i \cdot (1-p)^{N-2-i} \cdot \left[ \sum_{j=N-2-i}^{i+1} C_j^{N-1} \cdot p^j \cdot (1-p)^{N-1-j} \right]^{T-1} \right)$$

(Eq. C.11)

### 2.3 - $P_{v1}(a/b)$ pour le critère d'étendue ( $m \neq r$ )

Des expressions C.1, C.10 et C.11, on en déduit l'expression de  $P(a/b)$  dont on ne réécrit pas l'expression.

### 2.4 - $P_{v2}(a/b)$ pour le critère d'étendue ( $m=r$ )

Nous calculons l'expression  $P(a/b)$  sachant que  $m=r$ . La probabilité  $P(b)$  ne change pas, alors que  $P(a \cap b) = P(b \cap d)$ . On avait  $P(b) = P(b \cap d) + P(b \cap \bar{d})$ . De l'équation C.9, on en déduit que  $P(b \cap d) = p \cdot P(b)$ .

Or,  $P(a/b) = P(a \cap b) / P(b)$

D'où,  $P(a/b) = P(b \cap d) / P(b) = p \cdot P(b) / P(b)$

Soit l'expression de  $P(a/b)$ ,

$$P_{v2}(a/b) = p$$

(Eq. C.12)

Le résultat était prévisible sachant que la prise de décision est indépendante de la valeur du pixel commun. Ceci induit une indépendance des événements  $a$  et  $b$ . Alors,  $P(a/b) = P(a) = p$ .

## ***ANNEXE D***

---

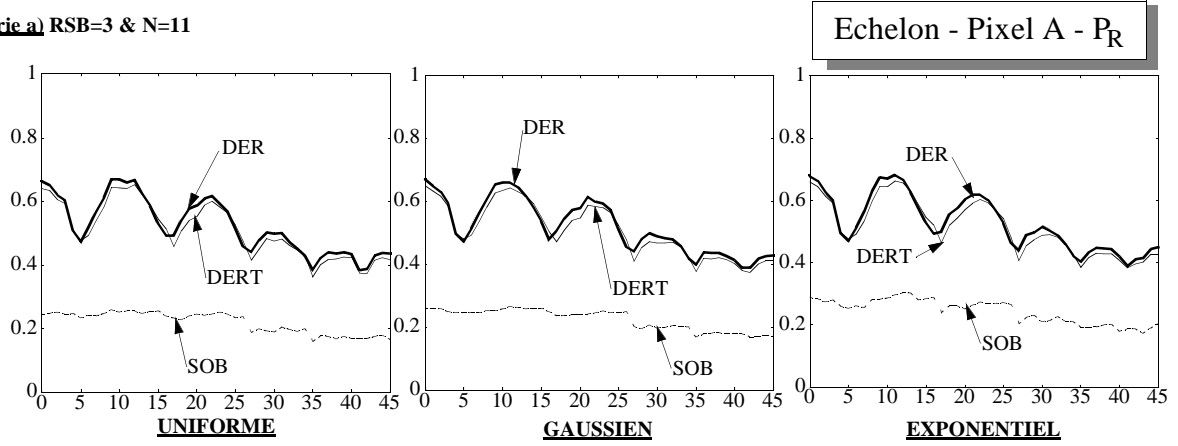
### ***ESTIMATION DE DIRECTION ET RESULTATS EXPERIMENTAUX***



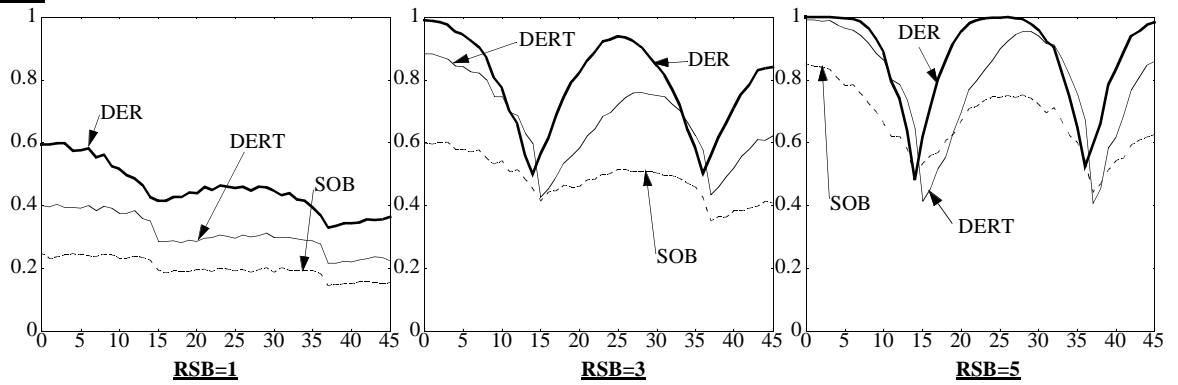
Liste des abbréviations utilisées dans l'annexe:

N	Taille de l'opérateur si cela est nécessaire
RSB	Rapport signal sur bruit
DER	Opérateur de Deriche
DERT	Opérateur de Deriche 2D tronqué sur une fenêtre de taille N
SOB	Opérateur de Sobel
$\eta$	Opérateur directionnel de taille N avec un critère d'écart-absolu
VAR	Opérateur directionnel de taille N avec un critère de variance
E	Opérateur directionnel de taille N avec un critère d'étendue
$P_R$	Probabilité de bonne détection
EAM	Erreur absolue moyenne sur l'estimation d'orientation

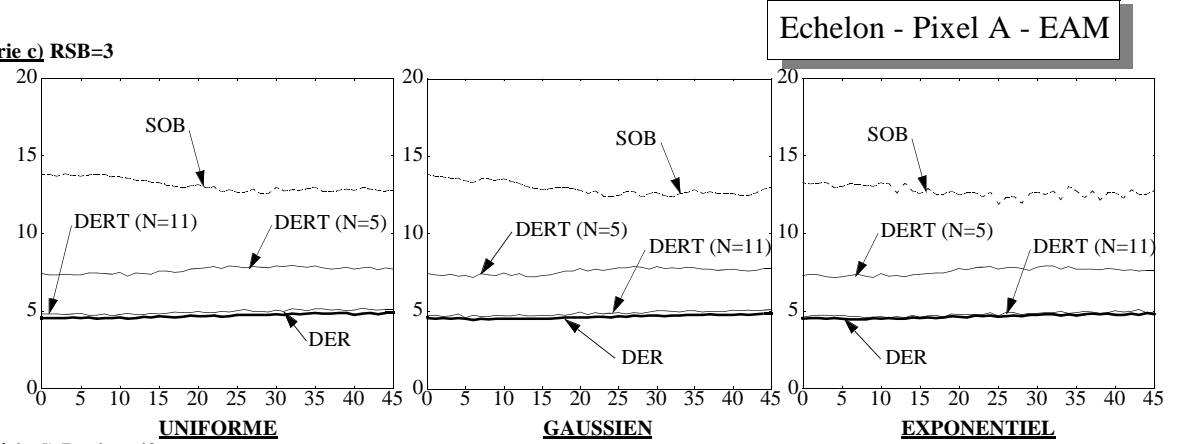
Série a) RSB=3 &amp; N=11



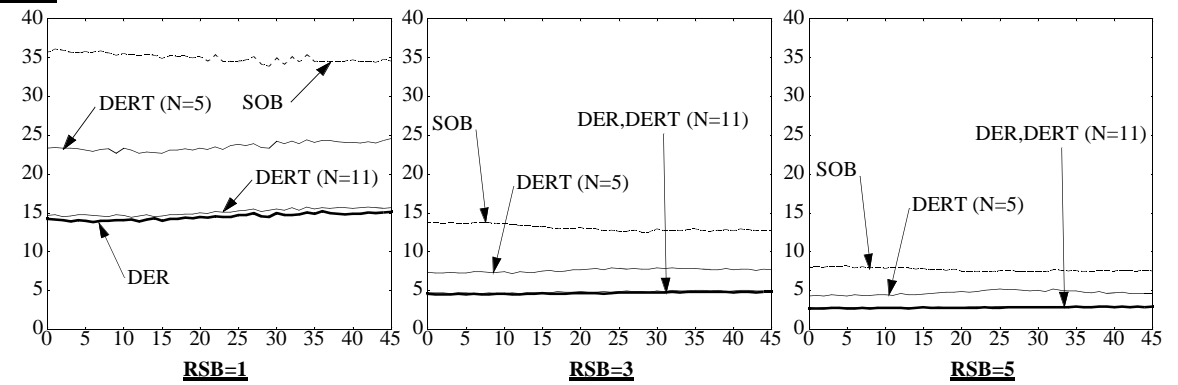
Série b) Bruit uniforme &amp; N=5



Série c) RSB=3

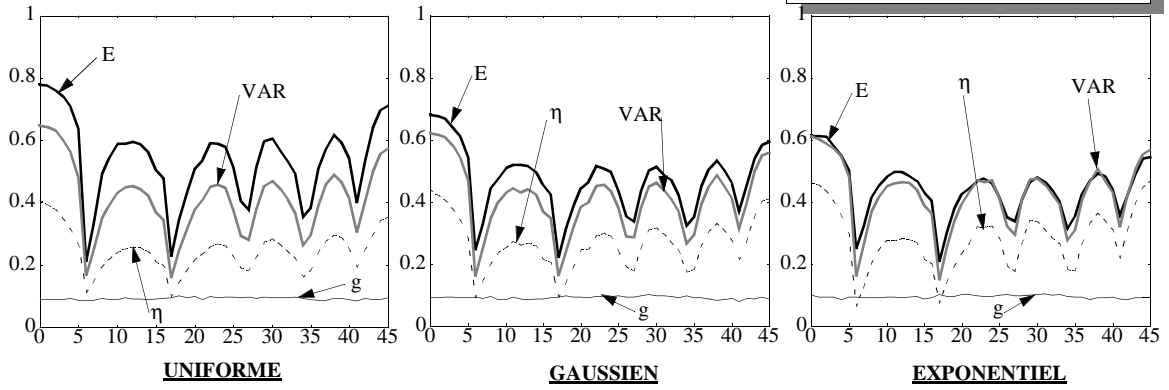


Série d) Bruit uniforme

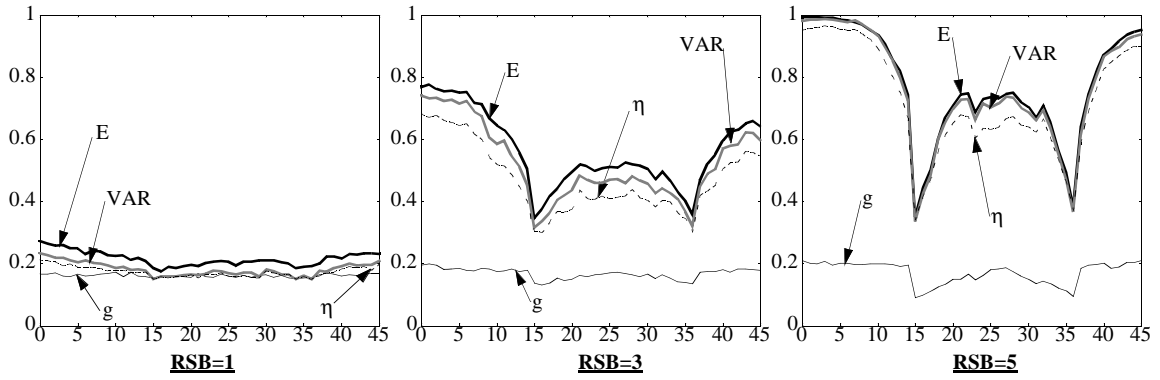


*Planche D.1: Comparaison des opérateurs gradient  
ECHELON-Pixel A-EAM (en degré) et  $P_R$  en fonction de  $\theta_0$  (en degré)*

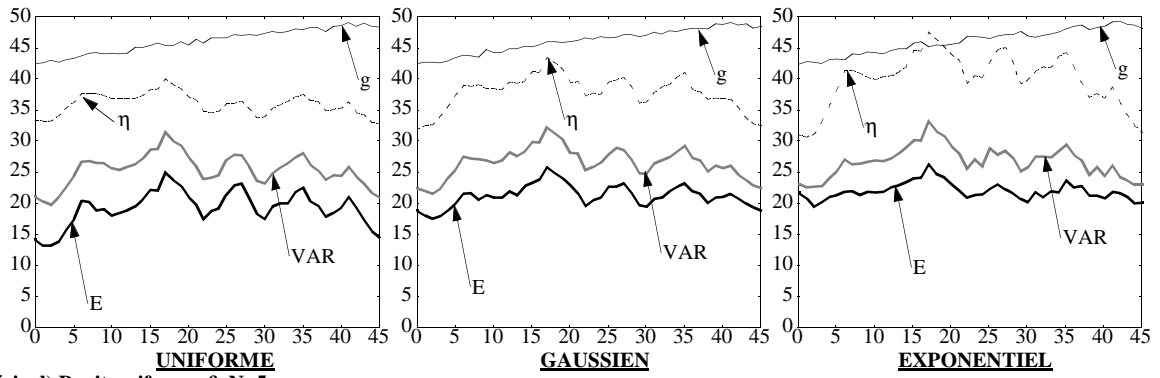
Série a) RSB=3 &amp; N=11



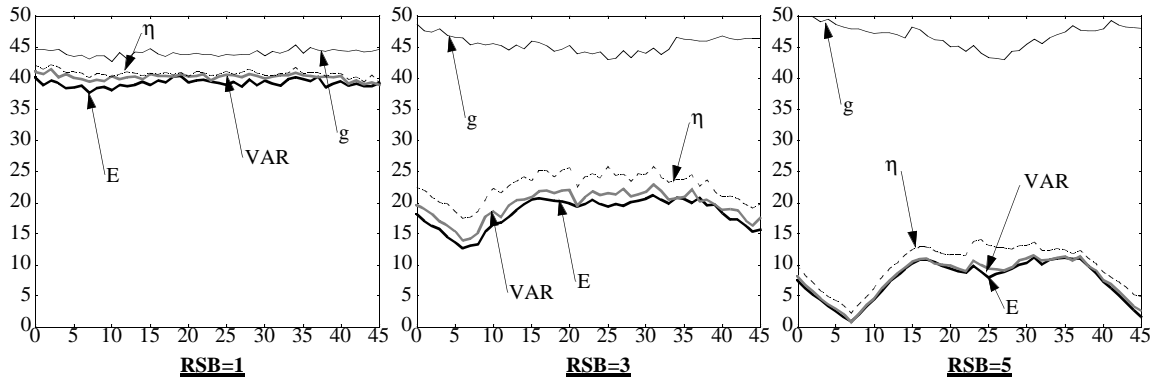
Série b) Bruit uniforme &amp; N=5



Série c) RSB=3 &amp; N=11

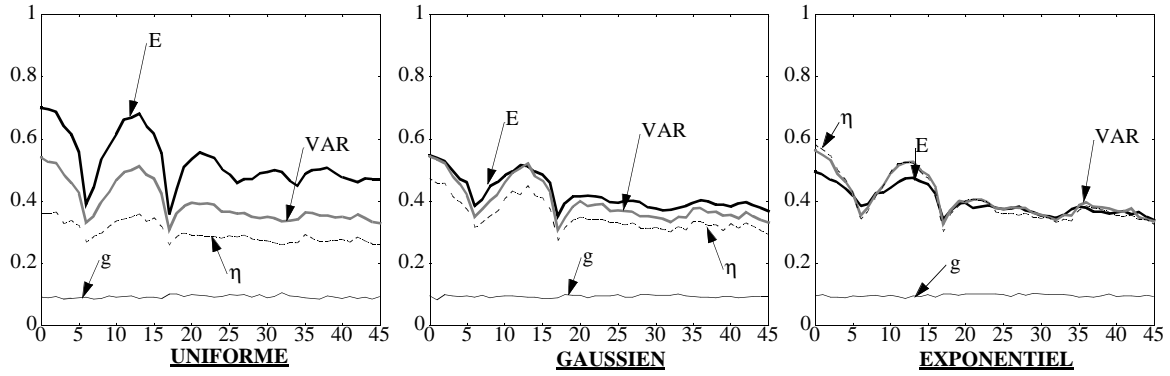


Série d) Bruit uniforme &amp; N=5

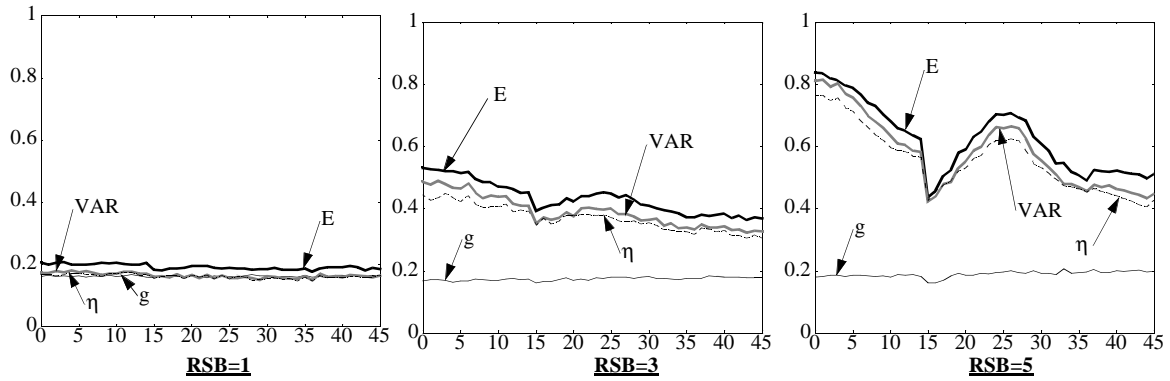


*Planche D.2: Comparaison des opérateurs directionnels  
PALIER (L=1)-Pixel A-EAM (en degré) et  $P_R$  en fonction de  $\theta_0$  (en degré)*

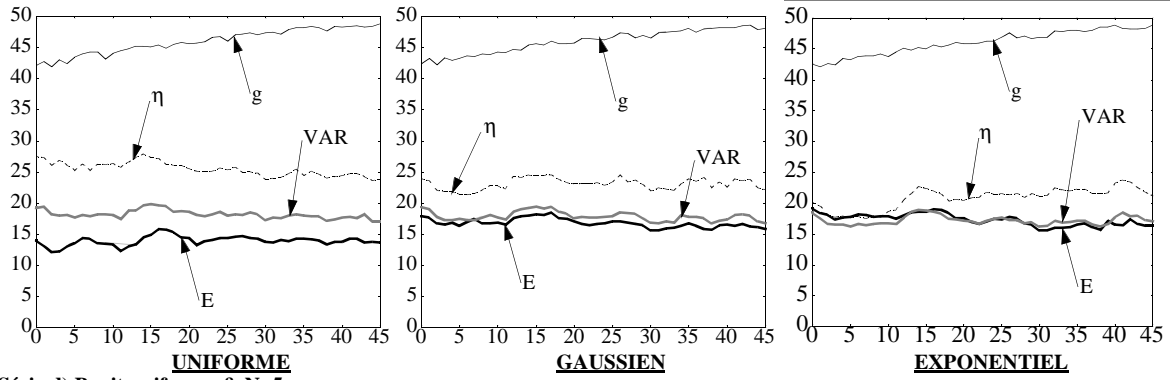
Série a) RSB=3 &amp; N=11



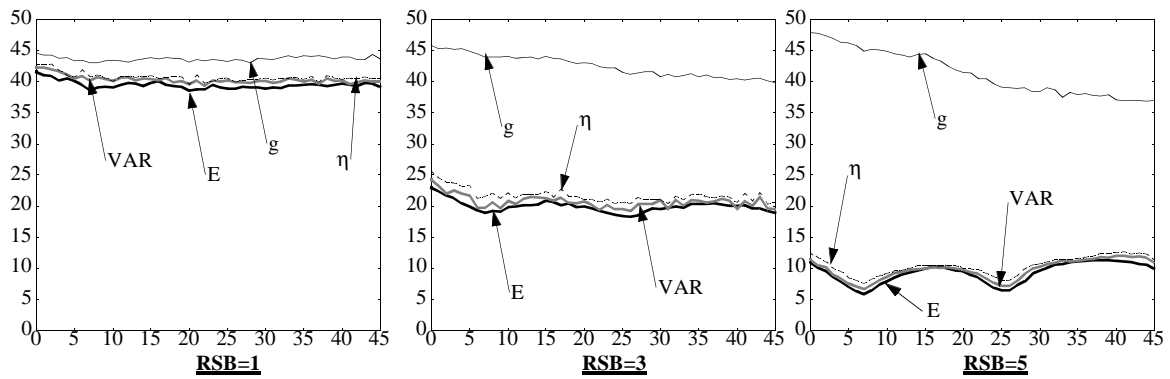
Série b) Bruit uniforme &amp; N=5



Série c) RSB=3 &amp; N=11

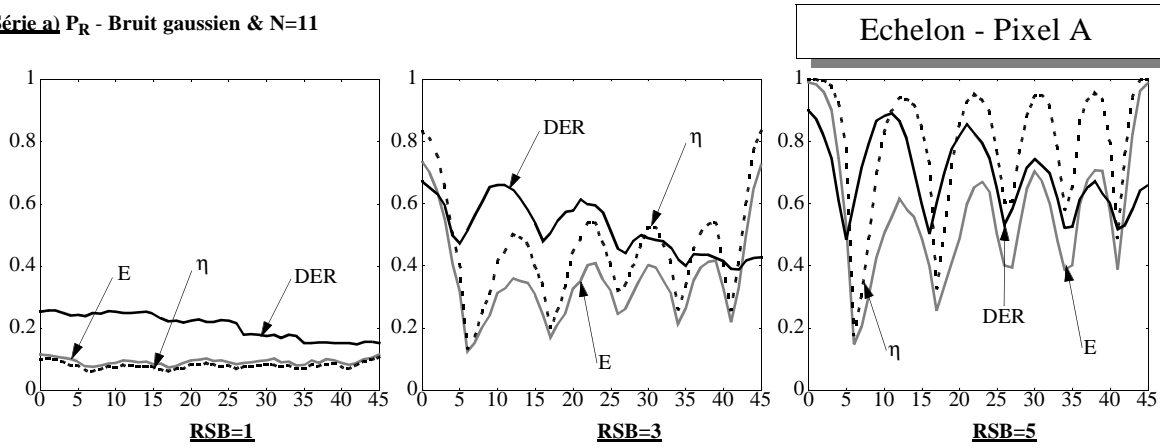


Série d) Bruit uniforme &amp; N=5

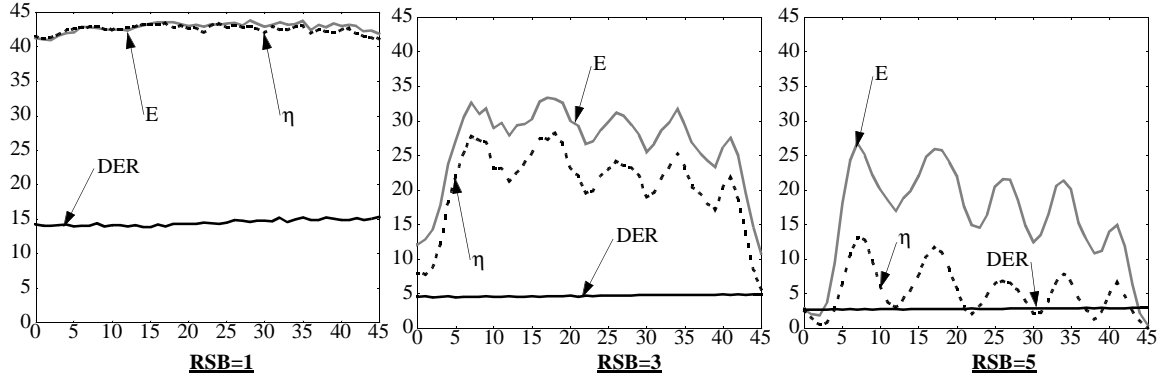


*Planche D.3: Comparaison des opérateurs directionnels  
PALIER (L=2)-Pixel A-EAM (en degré) et  $P_R$  en fonction de  $\theta_0$  (en degré)*

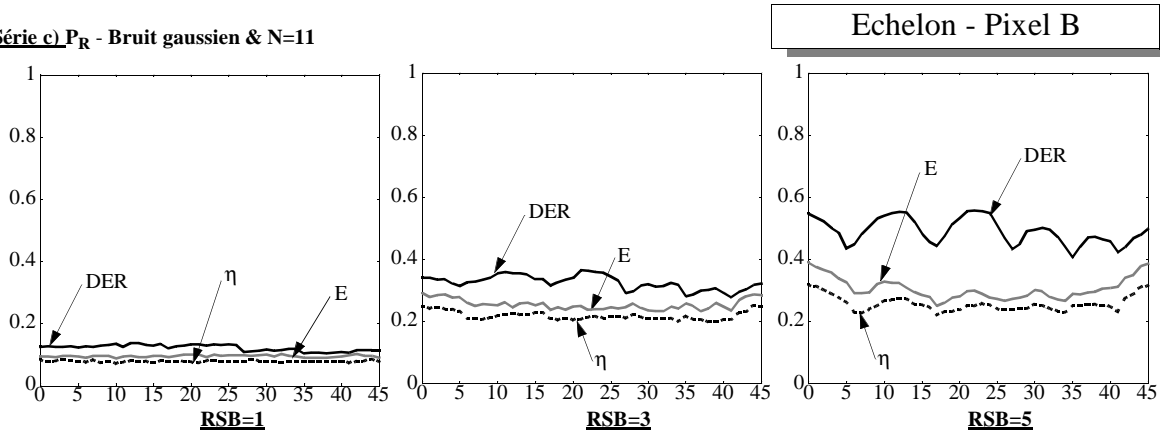
**Série a)  $P_R$  - Bruit gaussien &  $N=11$**



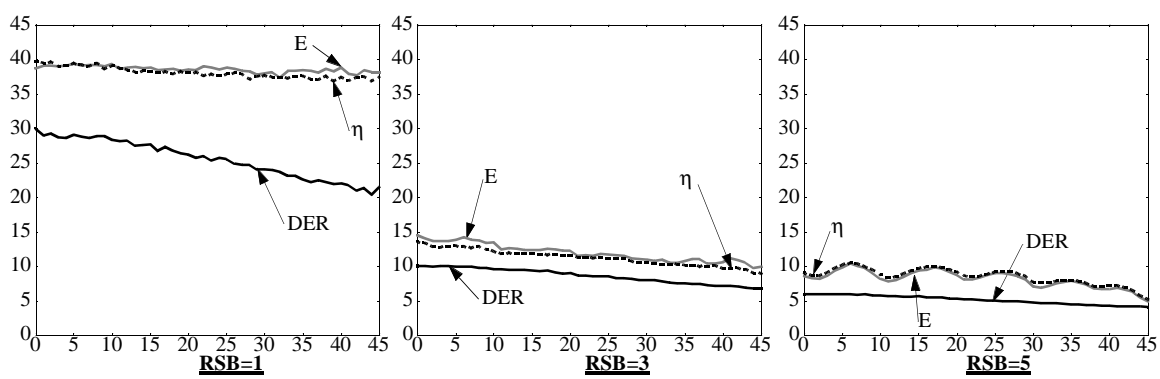
**Série b) EAM - Bruit gaussien &  $N=11$**



**Série c)  $P_R$  - Bruit gaussien &  $N=11$**



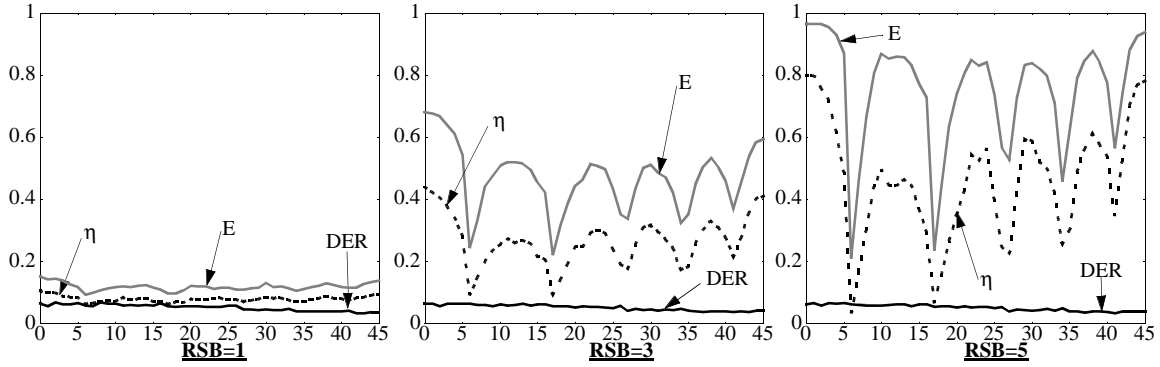
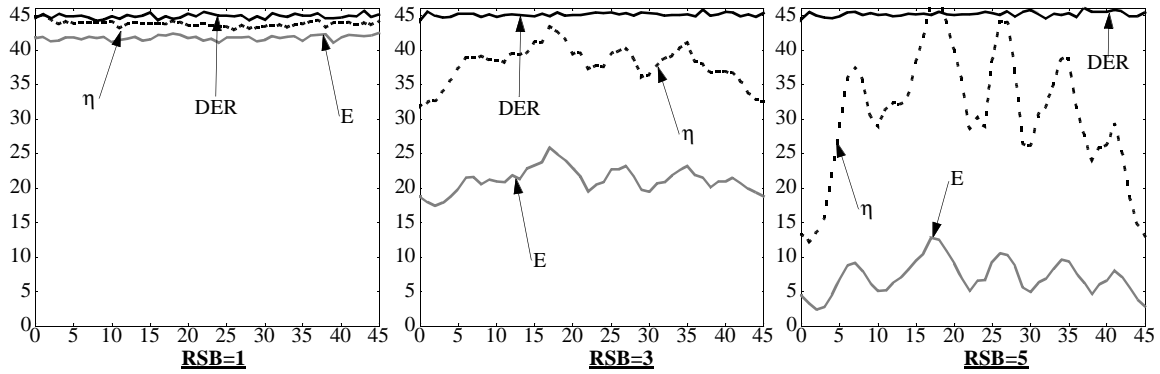
**Série d) EAM - Bruit gaussien &  $N=11$**



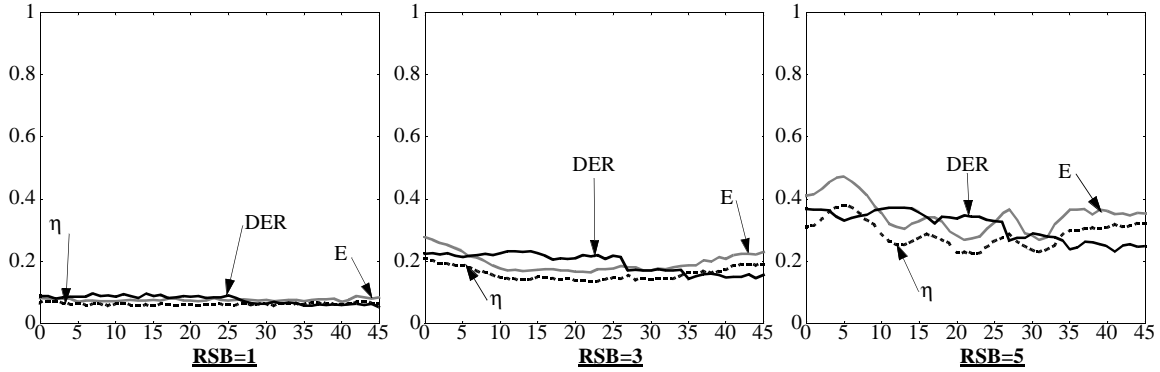
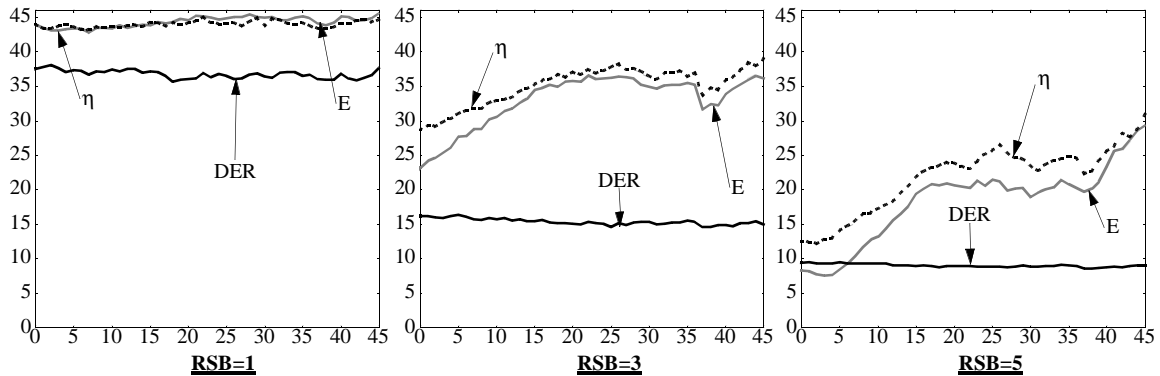
*Planche D.4: Comparaison des opérateurs directionnels avec l'opérateur de Deriche - ECHELON - EAM (en degré) et  $P_R$  en fonction de  $\theta_0$  (en degré)*

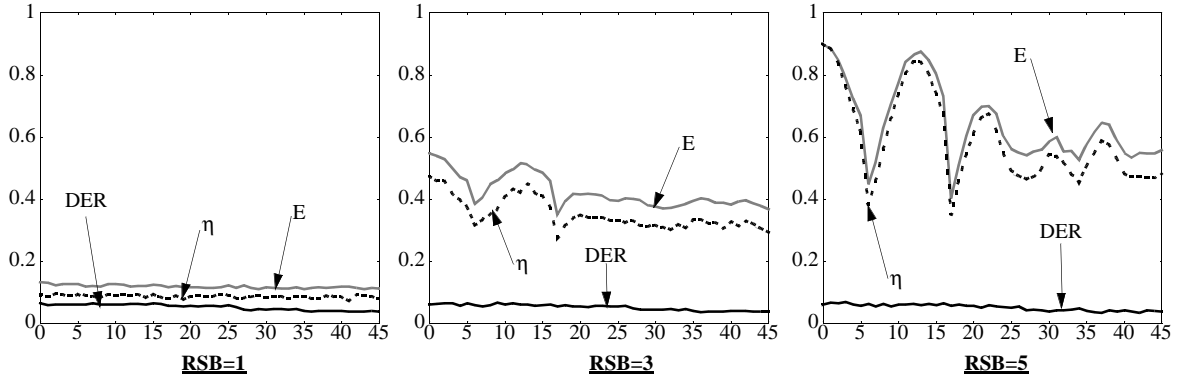
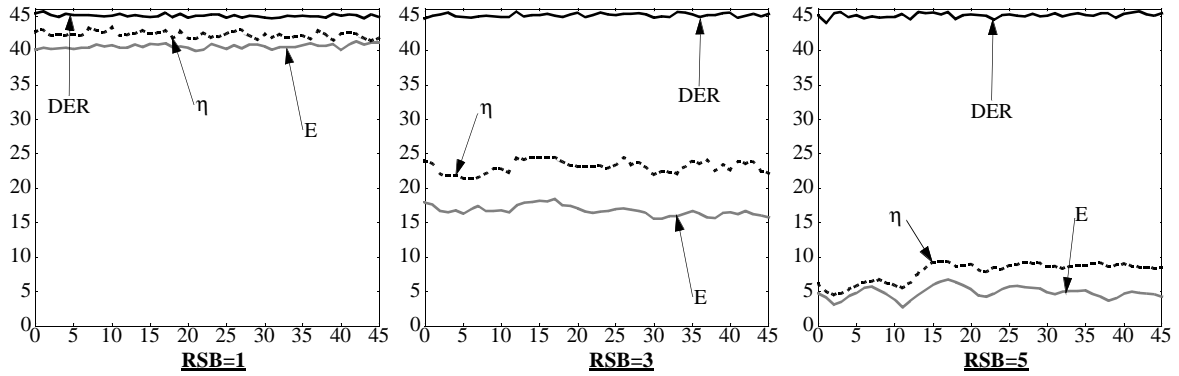
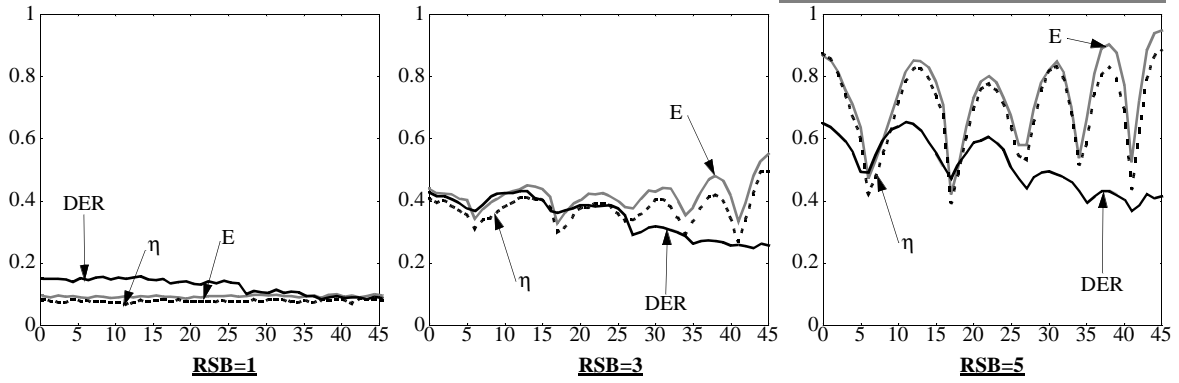
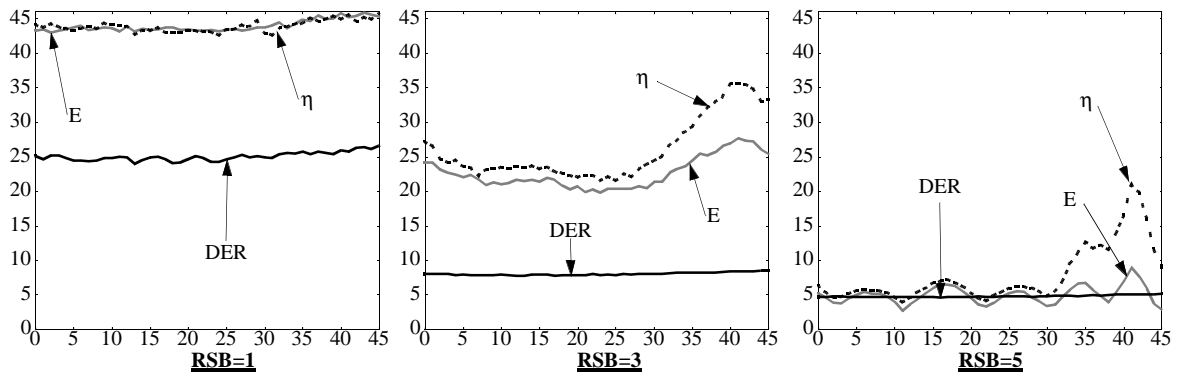
Série a)  $P_R$  - Bruit gaussien &  $N=11$ 

Palier (L=1) - Pixel A


 Série b) EAM - Bruit gaussien &  $N=11$ 

 Série c)  $P_R$  - Bruit gaussien &  $N=11$ 

Palier (L=1) - Pixel B


 Série d) EAM - Bruit gaussien &  $N=11$ 

 Planche D.5: Comparaison des opérateurs directionnels avec l'opérateur de Deriche - PALIER (L=1) - EAM (en degré) et  $P_R$  en fonction de  $\theta_0$  (en degré)

Série a)  $P_R$  - Bruit gaussien &  $N=11$ 

 Série b) EAM - Bruit gaussien &  $N=11$ 

 Série c)  $P_R$  - Bruit gaussien &  $N=11$ 

 Série d) EAM - Bruit gaussien &  $N=11$ 

 Planche D.6: Comparaison des opérateurs directionnels avec l'opérateur de Deriche - PALIER (L=2) - EAM (en degré) et  $P_R$  en fonction de  $\theta_0$  (en degré)

## ***ANNEXE E***

---

### ***RESULTATS EXPERIMENTAUX: ORIENTATIONS, ANISOTROPIES ET FILTRAGE***



### DESCRIPTIF DES IMAGES

Les images issues de la banque d'images du Groupe de recherche *Signal et images* (GdR 134 du CNRS) sont:

NOM	NATURE	TAILLE	CON- TRASTE
ANGIOGRAPHIE	Angiographie crânienne: plusieurs vaisseaux sanguins de contraste très varié	256x256	variable
AQUITAINE	Vue aérienne d'une zone rurale avec champs, forêts, habitations et routes	256x256	faible
FISSURE	Radiographie X d'une fissure dans une pièce métallique	256x256	moyen
IRM	Image à Résonance Magnétique	256x256	faible
MUSCLE	Fibres musculaires en section transverse	256x256	bon
QUITO	Vue aérienne d'une agglomération	256x256	faible

Les autres images sont:

NOM	NATURE	TAILLE	CONTRASTE
CHAMPS	Vue aérienne d'une zone agricole	600x339	bon
PADOUE*	Photographie de monuments historiques avec des détails fins (statues, poteaux...)	256x256	bon

\*L'image PADOUE a été fournie par Mr P. Zamperoni

## 1 - Images d'orientation

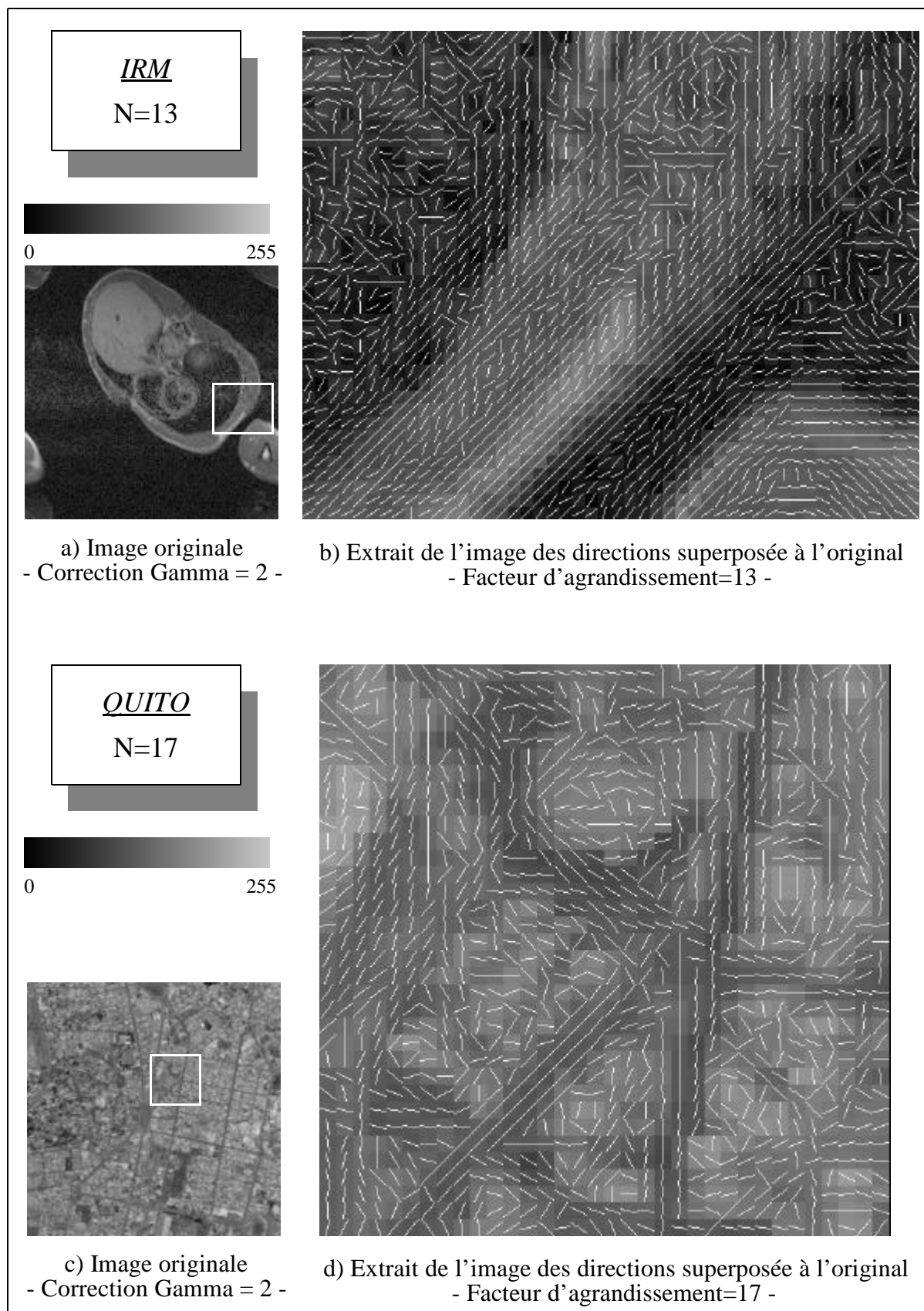


Figure E.1: Image des directions (Image CNRS-GDR 134)

## 2 - Images des anisotropies et classification associée

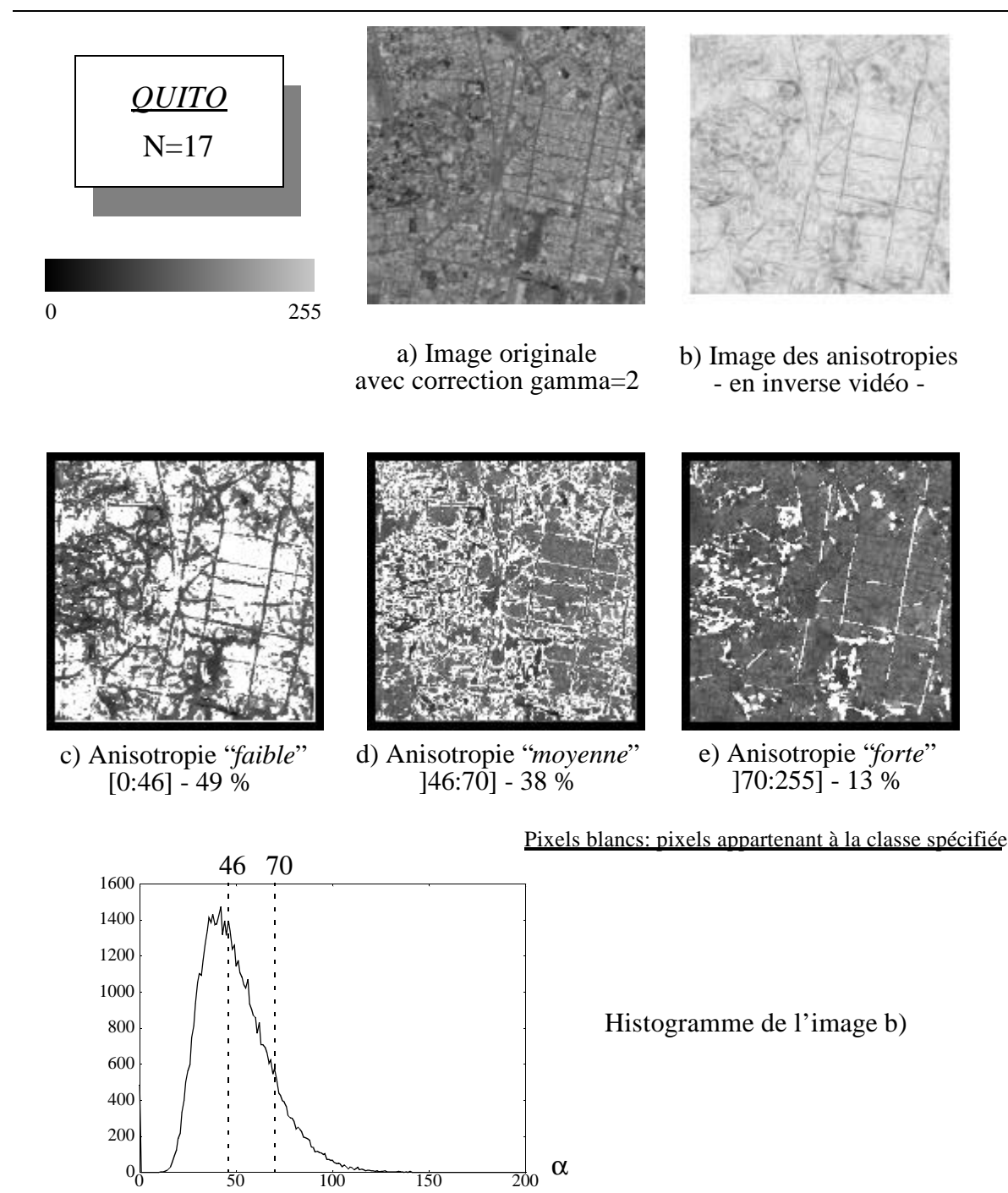


Figure E.2: QUITO-Image anisotropie et la classification associée(Image CNRS-GDR 134)

L'image *QUITO* est constituée de routes et d'îlots. Le but que nous nous sommes fixé est la détection des routes. Les îlots sont considérés comme des régions bruitées. La classe *moyenne* (figure E.2.d) contient à la fois une partie des routes et une partie de zones homogènes. Les pixels de classe *faible* correspondent bien aux îlots.

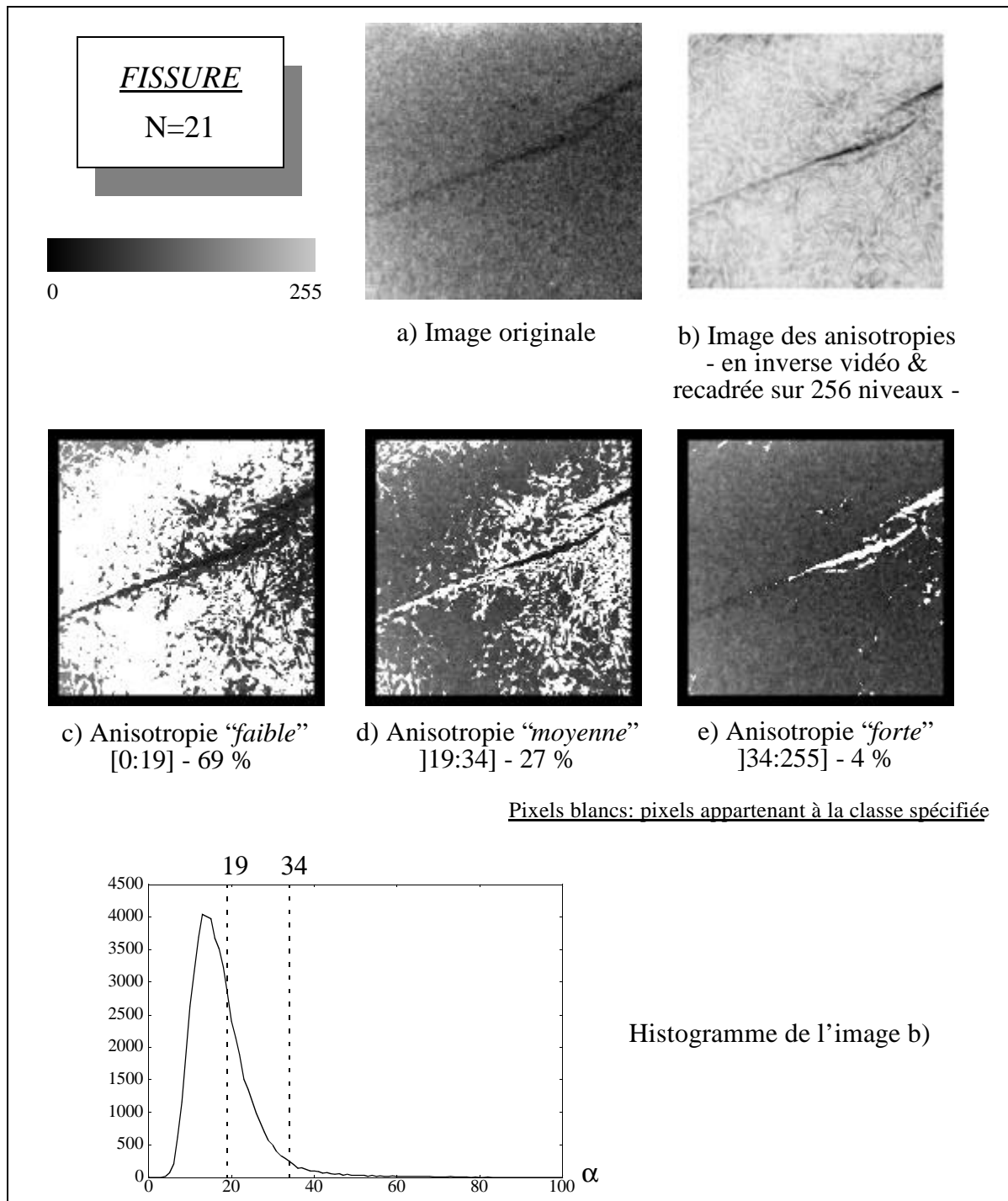


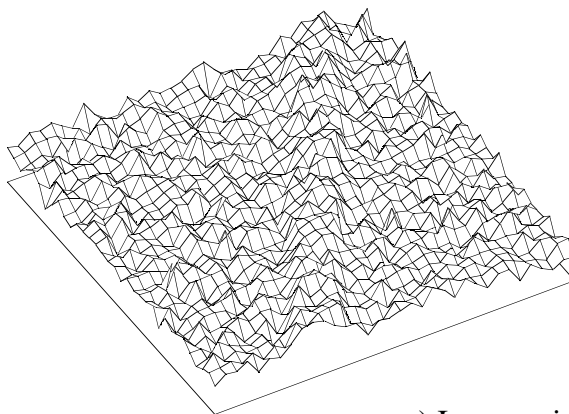
Figure E.3: Image anisotropie et la classification associée(Image CNRS-GDR 134)

L'image *FISSURE* est une image radiographique X d'une pièce métallique contenant une fissure. La fissure est un exemple type de structure fine et allongée. Toutefois, elle crée une déformation qui se traduit sur le cliché par un bruit non-stationnaire. En comparant les classes *faible* et *moyenne* (figure E.3.c et d), on vérifie que les pixels les plus éloignés de la fissure donnent des degrés plus faibles (niveau moyen proche de 128) que ceux proches de la fissure. Ceci est dû à la sensibilité au niveau de gris moyen. La figure E.3.e montre que la fissure n'est pratiquement constituée que de pixels de *forte* anisotropie.

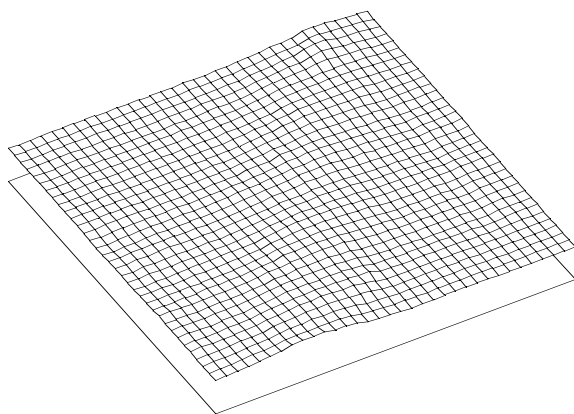
### 3 - Images synthétiques filtrées

PALIER ( $L=4$ )

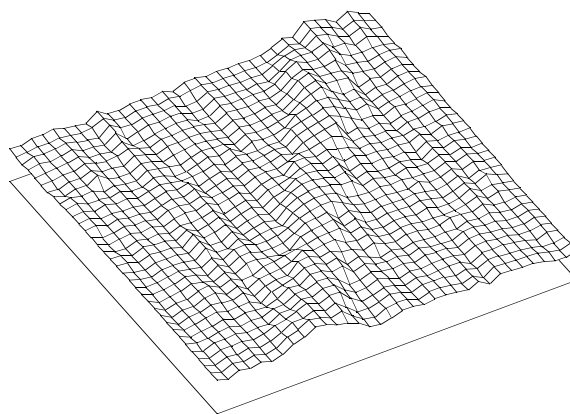
Bruit gaussien  
RSB=3  
N=11



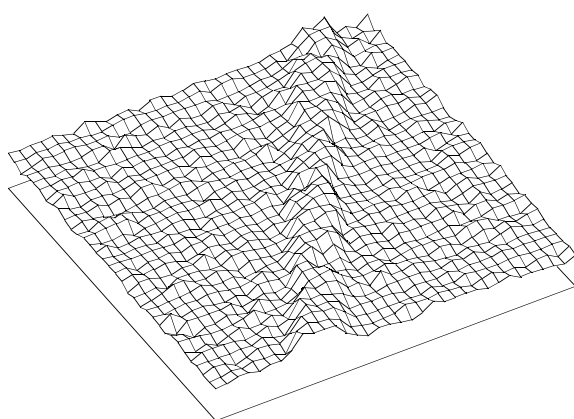
a) Image originale



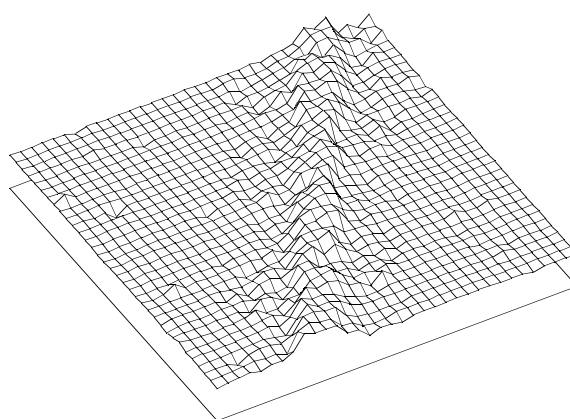
b) Filtre médian standard 2D



c) Filtre médian standard 1D



d) Filtre médian directionnel  
-critère d'étendue-



e) Filtre médian directionnel adaptatif  
-critère d'étendue-

Figure E.4: PALIER ( $\theta_0=30^\circ$ ): Filtrages médian

#### 4 - Images naturelles filtrées et segmentées

##### p - Segmentation en régions

Les images concernées sont: *AQUITAINE* (figure E.5), *MUSCLE* (figure E.6). Les images, étant constituées de zones homogènes séparées par des transitions de bonne qualité, l'objectif est la préservation des zones avec une atténuation du bruit.

L'image *AQUITAINE* (N=7) est constituée de zones faiblement bruitées. Le  $FOD_E$  (image b) permet d'éliminer le bruit en préservant les transitions entre régions. Par comparaison avec l'image originale segmentée (im. d), l'amélioration apportée par le  $FOD_E$ , est révélée par l'image segmentée associée (im. e). Le  $FOD_E$ , tout en conservant les zones, a permis d'éliminer les petites régions parasites. Les résultats obtenus pour le  $FOD_E$  et le  $FODA_E$  (im. c & f) sont semblables. Ceci tient au fait, qu'à l'intérieur des parcelles de terrain, l'accentuation de la réduction de bruit est masquée par la segmentation.

L'image *MUSCLE* (N=9) représente le même cas de figure que l'image *AQUITAINE*. Pour le  $FOD_E$  (im. b & e), les remarques précédentes sont identiques. Cependant, la présence plus nette de bruit dans les fibres fait apparaître l'intérêt du filtrage 2D (im. c). Le  $FODA_E$  (im. f), tout en conservant les propriétés du  $FOD_E$  dans les zones de transition, permet d'éliminer de façon plus marquée le bruit dans les fibres.

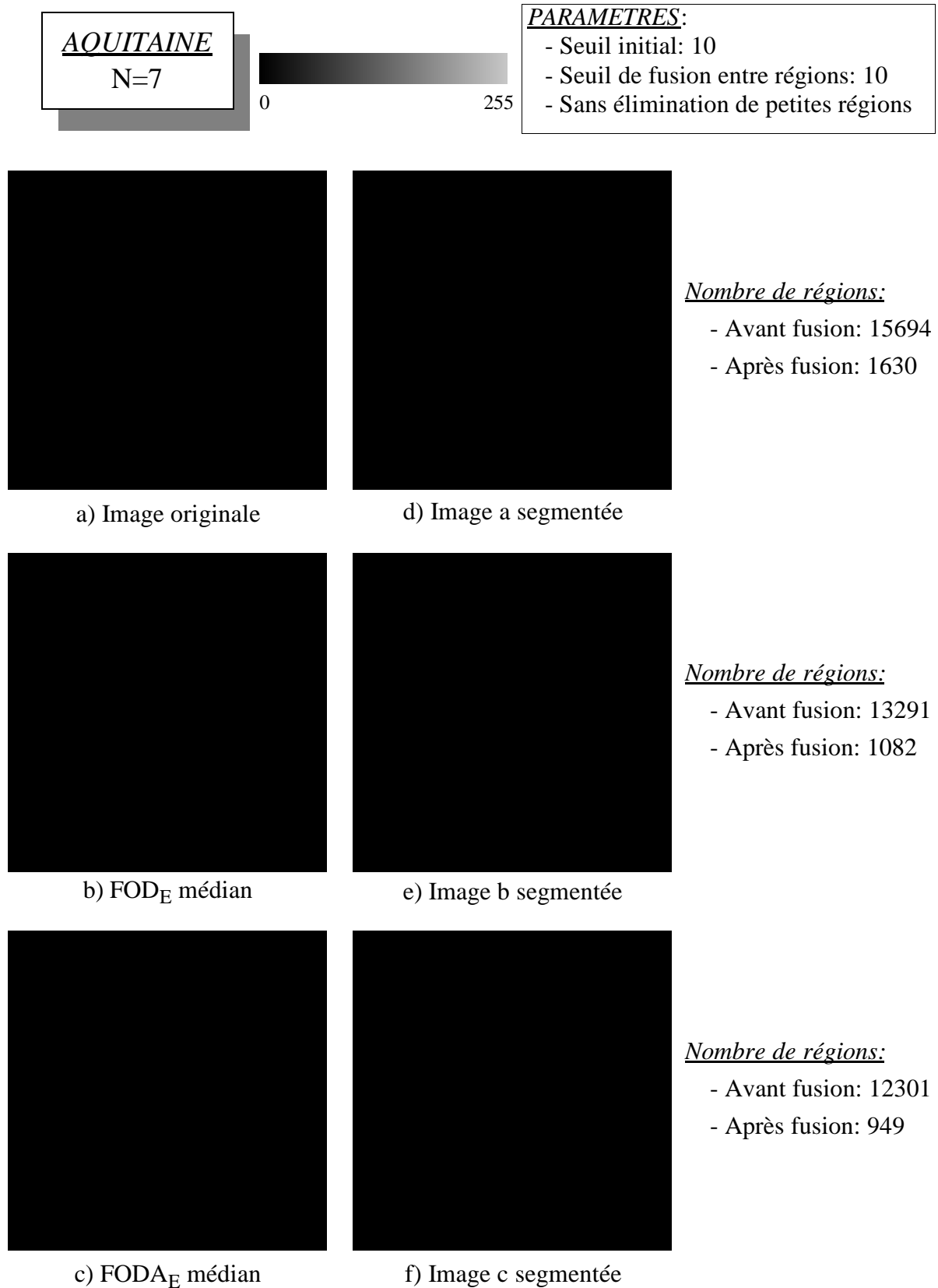
##### p - Détection de contours

La détection de contours est réalisée en trois étapes: calcul de l'image des modules du gradient par l'opérateur de Deriche, détection des maxima locaux puis seuillage. Le paramètre d'échelle est adapté à chaque série d'images.

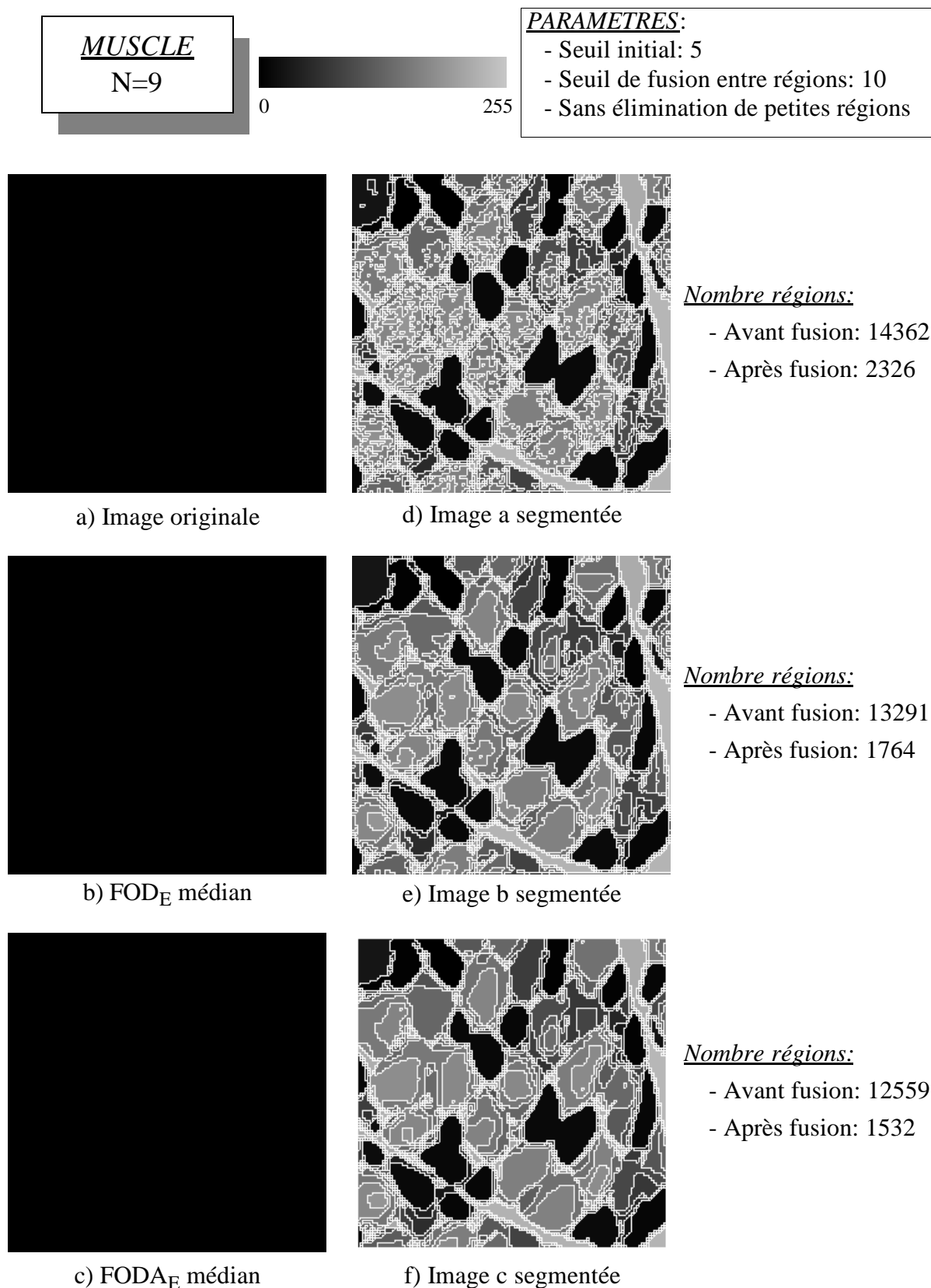
L'image *PADOUE* est constituée de beaucoup de petits détails et le bruit y est granuleux. Le contraste, étant globalement bon, l'objectif est d'éliminer le bruit tout en conservant au maximum les détails pertinents.

L'image *PADOUE* (N=7) a l'avantage de présenter des zones stationnaires (murs, rivière) et des détails fins (poteaux, statues). L'image des contours de l'image initiale (im. d) présente un résultat correct. Cependant, la qualité des contours obtenus est inférieure à celle produite après les filtrages directionnels (portes, fenêtres). De plus, la recherche des seuils de l'image gradient est plus simple sur les images filtrées. Les filtres directionnels ont préservé les détails fins (poteaux, contours de porte, statues). Dans ce type d'image, l'adaptation de la taille de la fenêtre de filtrage trouve sa justification (im. e & f). Elle permet d'obtenir des résultats corrects dans le cas où le détail côtoie des régions stationnaires.

L'image d'*ANGIOGRAPHIE* révèle des vaisseaux de contraste élevé mais aussi de contraste très faible. Le bruit présente un caractère impulsionnel. Dans ce cas, l'objectif est de filtrer le bruit tout en conservant les vaisseaux. La préservation des vaisseaux sombres souligne la nécessité de filtrer de manière directionnelle (im. b & c). Les opérateurs  $FOD_E$  et  $FODA_E$  ont les mêmes caractéristiques en conservation de structures avec une meilleure réduction de bruit pour le second (im. c).



*Figure E.5:* AQUITAINE- Segmentation en régions par décomposition en quad-tree et fusion  
 Image segmentée=Moyenne de chaque région avec superposition des contours des régions  
 (Image CNRS-GDR 134)



*Figure E.6:* MUSCLE - Segmentation en régions par décomposition en quad-tree et fusion  
 Image segmentée=Moyenne de chaque région avec superposition des contours des régions  
 (Image CNRS-GDR 134)



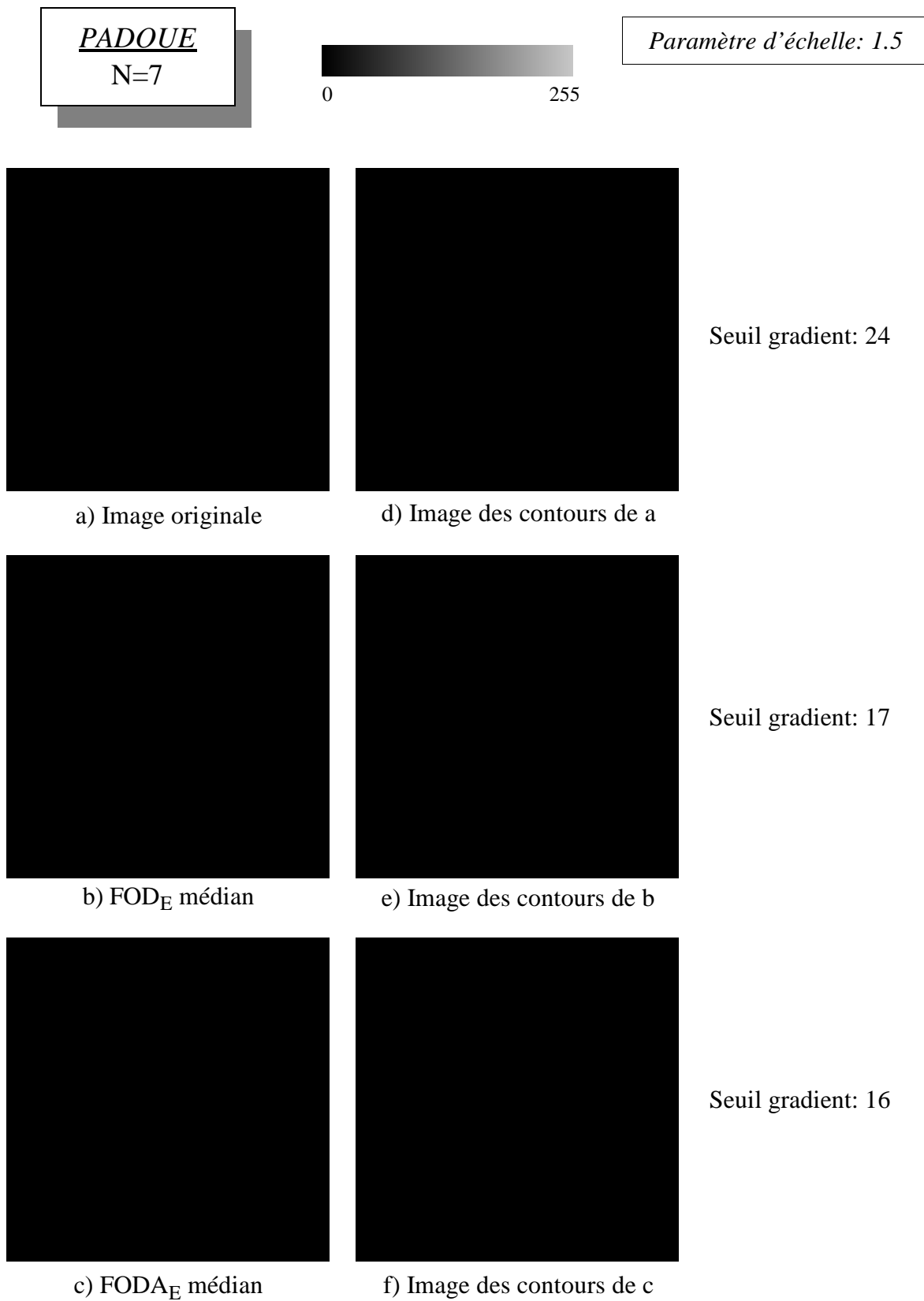
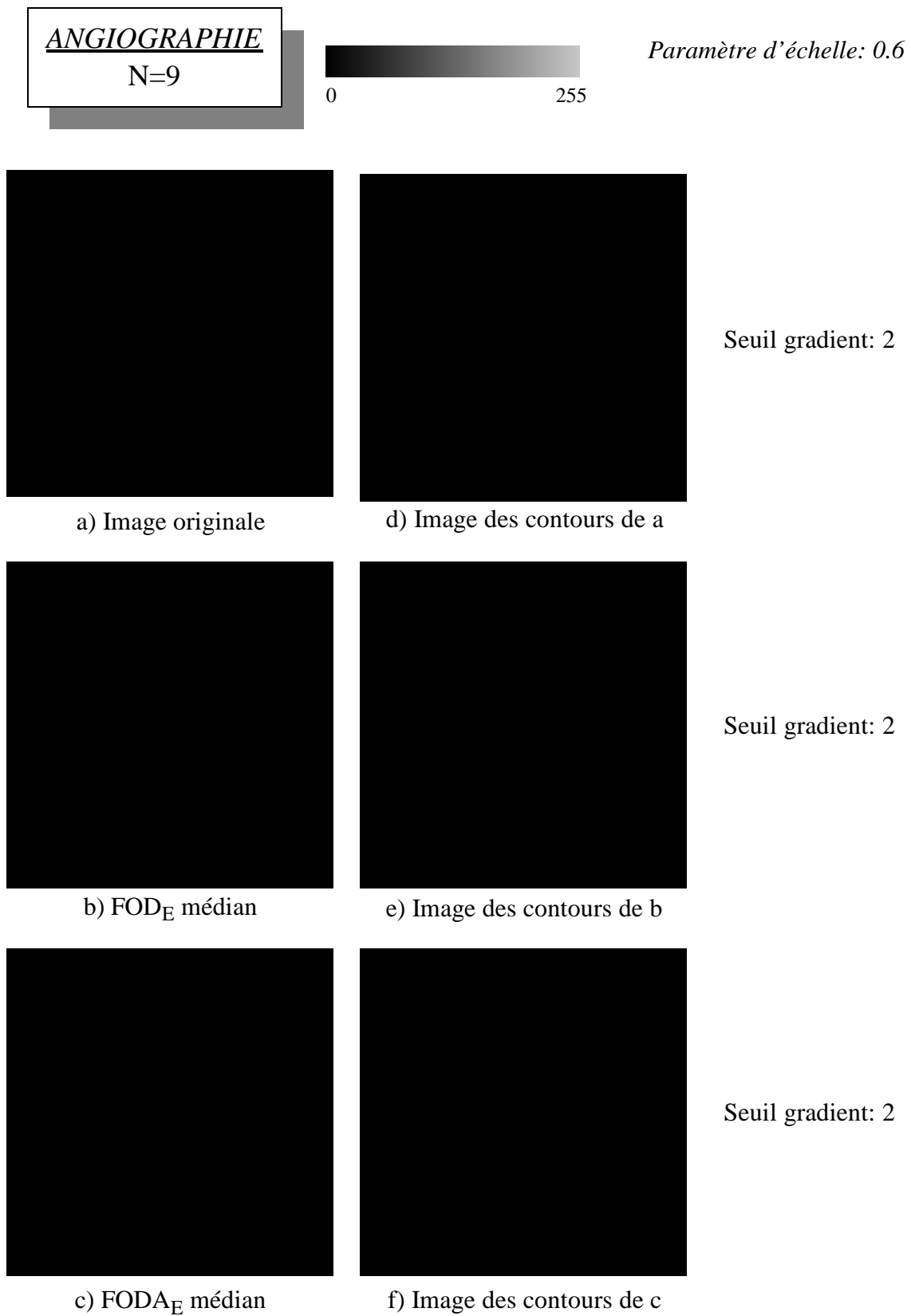
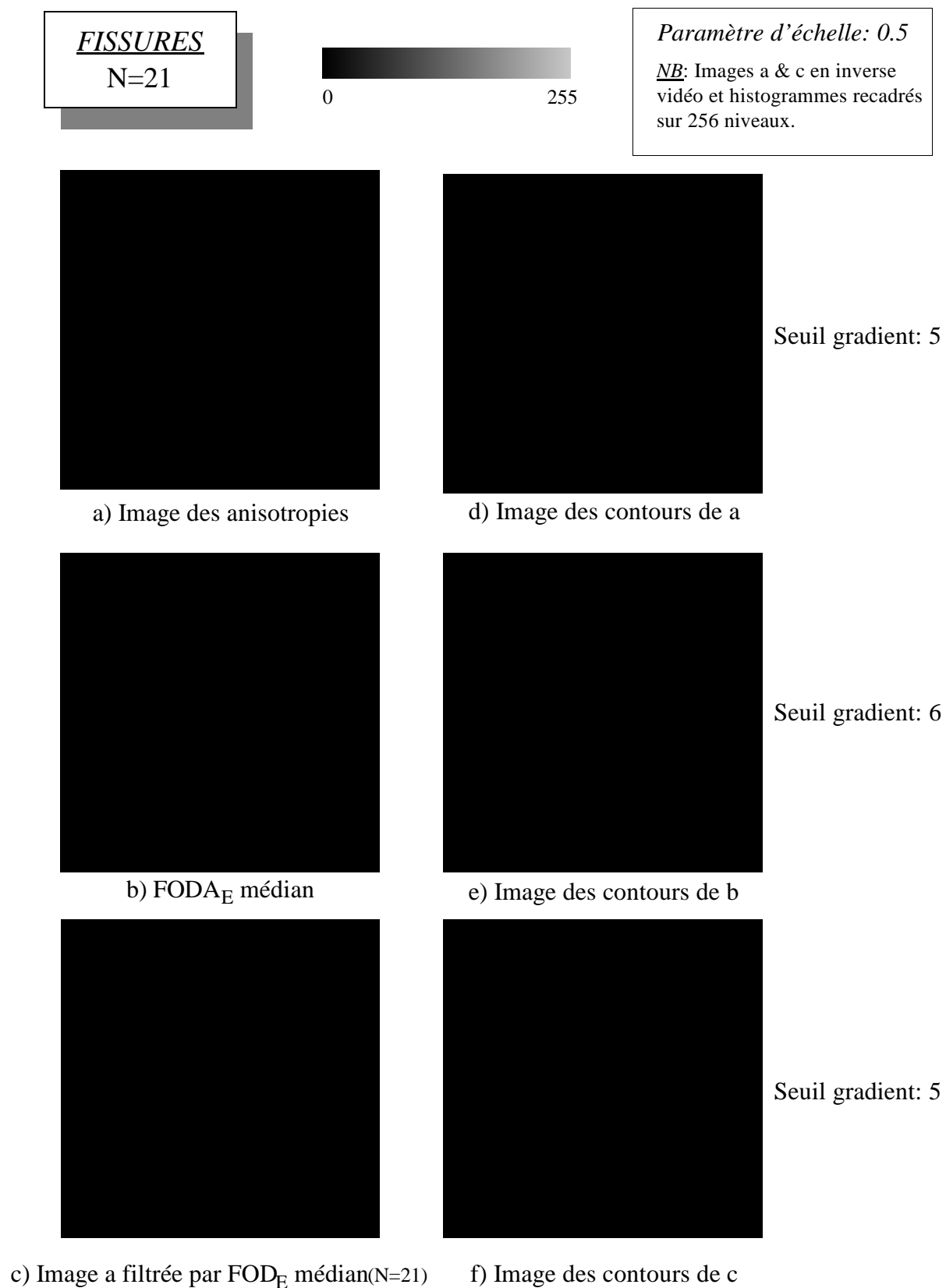


Figure E.7: PADOUE - Détection de contours par l'opérateur de Deriche puis seuillage de l'image gradient.

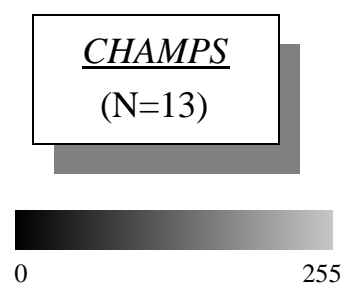


*Figure E.8: ANGIOGRAPHIE - Détection de contours par l'opérateur de Deriche puis seuillage de l'image gradient. (Image CNRS-GDR 134)*

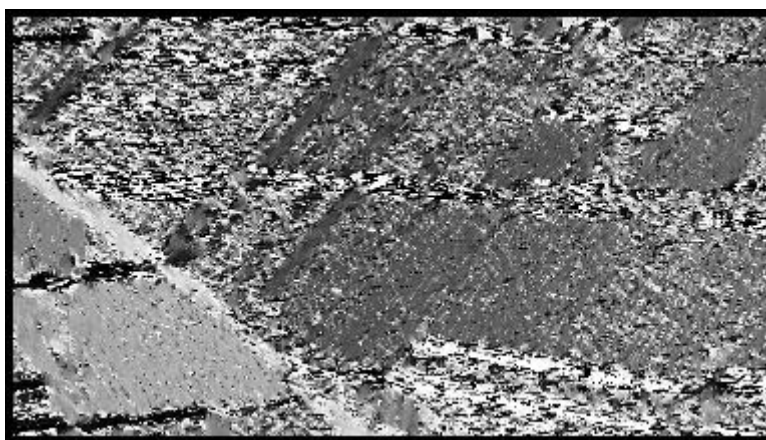
## 5 - Extensions



*Figure E.9: FISSURE- Détection de contours par l'opérateur de Deriche puis seuillage de l'image gradient. (Image CNRS-GDR 134)*



a) Image originale



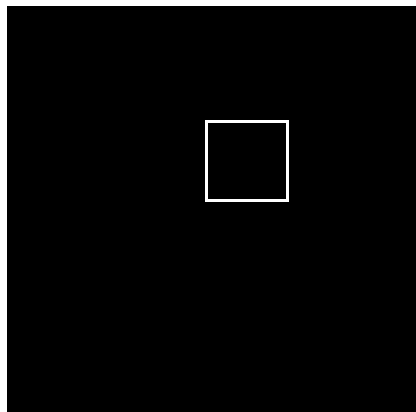
b) Image des codes des orientations (N=13)

Figure E.10: CHAMPS - Calcul de l'image des directions

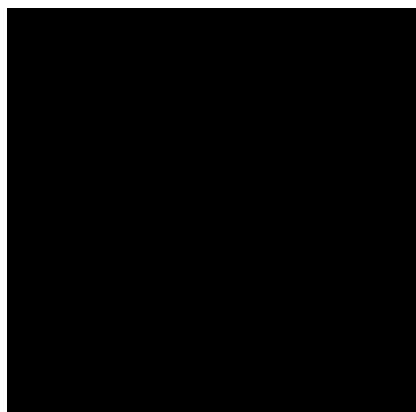
QUITO  
N=17



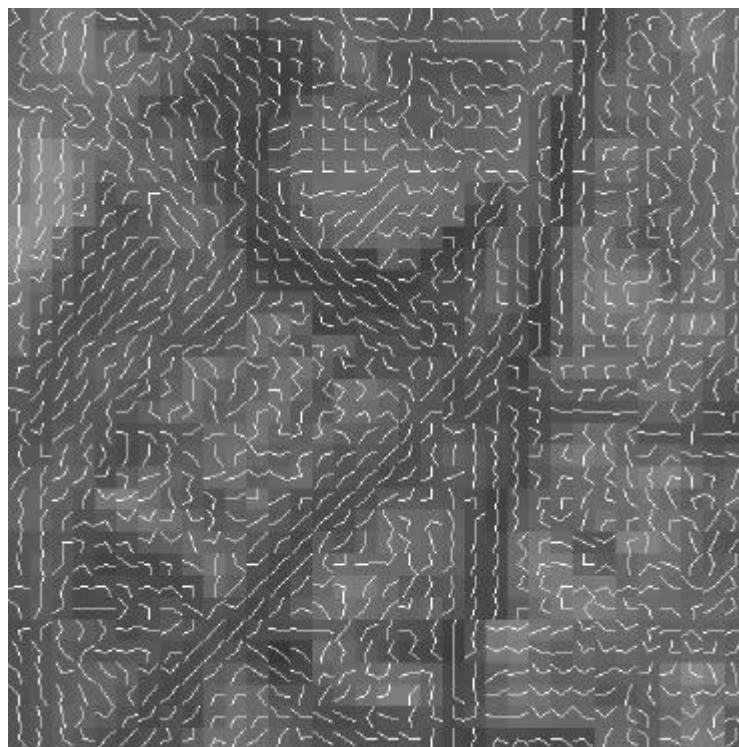
NB: Images a & b avec  
correction gamma=2



a) Image originale

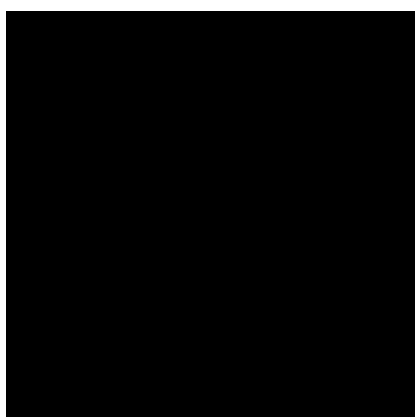


b) Filtrage médian  
Algorithme exhaustif - bis

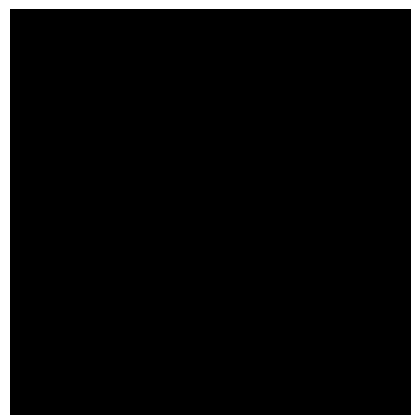


c) Extrait de l'image des rayons superposée à l'original  
Algorithme exhaustif - bis  
- Facteur d'aggrandissement=17 -

ANGIOGRAPHIE  
N=11



d) Image originale



e) Filtrage médian  
Algorithme par contrainte-bis

Figure E.11: Filtrage médian par l'opérateur à partitionnement en "rayon"  
(Images CNRS-GDR 134)

## ***BIBLIOGRAPHIE***

---

**[ABD-79]**

**ABDOU (I.E.), PRATT (W.K.)**, "Quantitative design and evaluation of enhancement thresholding edge detectors", **Proc. of the IEEE**, May 1979, Vol. 67, no. 5, pp. 753-763.

**[AVE-44]**

**AVERY (O.T.), McLEOD (C.M.), McCARTY (M.)**, "Induction of transformation by a desoxyribonucleic acid fraction isolated from pneumococcus type III", **Journal of Experimental Medicine**, 1944, No. 79, pp. 137-157.

**[BEN-93]**

**BENOIT (E.)**, "Capteurs symboliques et capteurs flous : un nouveau pas vers l'intelligence", **Thèse de doctorat de l'Université Joseph Fourier**, Grenoble I, soutenue le 20 Janvier 1993.

**[BOL-92]**

**BOLON (Ph.)**, "Filtrage d'ordre, vraisemblance et optimalité des prétraitements d'image", **Traitement du Signal**, octobre 1992, vol.9 no.3, pp. 225-250.

**[BOR-83]**

**BORSTEL (H.V.), ZAMPERONI (P.)**, "Electrophoretogram analysis by successive subtraction of 2-D gaussian intensity functions", **Signal Processing II: Theories and applications**, 1983, Schussler Eds, Elsevier, pp. 291-293.

**[BOV-83]**

**BOVIK (A.C.), HUANG (T.S.), MUNSON (D.C.)**, "A generalization of median filtering using linear combinations of order statistics", **IEEE Trans. ASSP**, december 1983, Vol 31-6, pp. 1342-1350.

**[BRE-65]**

**BRESENHAM (J.E.)**, "Algorithm for computer control of a digital plotter", **IBM System Journal**, 1965, Vol. 4, no 1 pp. 25-30.

**[CAN-86]**

**CANNY (J.F.)**, "A computational approach to edge detection", **IEEE Trans. PAMI**, 1986, Vol. 8, no. 6, pp. 679-698.

**[CHA-91]**

**CHASSERY (J.-M.), MONTANVERT (A.)**, "Géométrie discrète en analyse d'images", **Traité des nouvelles technologies série Images**, Hermès, 1991

**[COC-85]**

**COCQUEREZ (J.P.), DEVARS (J.)**, "Détection de contours dans les images aériennes: nouveaux opérateurs", **Traitement du Signal**, 1985, Vol. 2, no. 1, pp. 45-65.

**[COS-89]**

**COSTER (M.), CHERMANT (J.L.)**, "Précis d'analyse d'images", **CNRS PLUS**, Presses du CNRS, 1989.

**[DAN-88]**

**DANCKAERT (A.)**, "Traitement informatique des autoradiographies de gels de séquences", **Thèse de doctorat de l'Université Paris VII**, soutenue le 30 Juin 1988.

**[DAV-81]**

**DAVID (H.A.)**, "Order statistics", **Wiley**, 1981, 2nd edition, 360 p.

**[DEM-93]**

**DEMIGNY (D.)**, **KESSAL (L.)**, **KAMLE (T.)**, **COCQUEREZ (J.P.)**, "Filtre de Deriche, Architectures temps-réel pour la segmentation multi-résolution" **Actes du 14<sup>ième</sup> colloque GRETSI**, 1993, Juan-les-pins, France, pp. 1035-1038.

**[DER-87]**

**DERICHE (R.)**, "Using Canny's criteria to derive a recursive implemented optimal edge detector", **Int. Jour. of Computer Vision**, 1987, vol. 1, no. 2, pp. 167-187.

**[ELD-90]**

**ELDER (J.K.)**, "Maximum entropy image reconstruction of DNA sequencing gel autoradiographs", **Electrophoresis**, 1990, Vol. 11, pp. 440-444.

**[FOU-93]**

**FOULLOY (L.)**, **BENOIT (E.)**, **MAURIS (G.)**, "Applications of fuzzy sensors", **Proceedings of European Workshop on Industrial Fuzzy Control and Applications** April 1993, Barcelona, Spain.

**[GDR-91]**

**CNRS-GDR Traitement du Signal et Images (134)**, "Prétraitement et approche frontière", **Rapport Segmentation**, 1<sup>ère</sup> partie, Décembre 1991.

**[GUR-91]**

**GÜRELLI (M. I.)**, **ONURAL (L.)**, "The adaptive directional median filter", **Proceedings of the VI International Symposium on Computer and Information Sciences**, 1991, Antalya, Turkey, Vol. II, pp. 973-979.

**[HOG-67]**

**HOGG (R. V.)**, "Some observations on robust estimation", **Journal Amer. Statist. Ass.**, 1967, No. 62, pp. 1179-86

**[JAI-89]**

**JAIN (A.K.)**, "Fundamentals of digital image processing", **Prentice hall**, 1989.

**[KIR-71]**

**KIRSH (R.)**, "Computer determination of the constituent structure of biological images", **Computer Biomedical Research**, 1971, Vol. 4, pp. 315-328.

**[LLO-52]**

**LLOYD (E.H.)**, "Least squares estimation of location and scale parameters using order statistics", **BIOMETRIKA**, 1952, Vol. 39.

**[MAX-77]**

**MAXAM (A.M.)**, **GILBERT (W.)**, "A new method for sequencing DNA", **Proc. Natl. Acad. Sci. USA**, 1977, No. 74(2), pp. 560-564.

**[NAG-79]**

**NAGAO (M.)**, **MATSUYAMA (T.)**, "Edge preserving smoothing", **CVGIP**, 1979, Vol.9, pp. 394-407.



**[OTS-79]**

**OTSU (N.)**, "A threshold selection method from gray level histograms" **IEEE Trans. SMC-9**, 1979, pp. 62-66.

**[POM-84]**

**POMALAZA-RAEZ (C.A.)**, **McGILLEM (C.D.)**, "An adaptive non linear edge preserving filter", **IEEE Trans. ASSP**, Juin 1984, Vol. 32, no. 3, pp. 571-576.

**[PRA-78]**

**PRATT (W.K.)**, "Digital image processing", New-York : **Wiley**, 1978, 750 pages.

**[PRE-88]**

**PRESETNIK (F.F. )**, **FILIPOVIC (M.)**, "Adaptive median filter of images degraded by speckel noise", **Signal Processing IV: Theories and applications** 1988, Lacoume et al Eds, Elsevier, pp. 651-654.

**[PREW-70]**

**PREWITT (J.M.S.)**, "Object enhancement and extraction", **Picture Processing and Psychopictorics**, 1970, B.S. Likin and A. Rosenfeld, Academic Press, pp. 159-197.

**[RES-88]**

**RESTREPO (A.)**, **BOVIK (A.C.)**, "Adaptive trimmed mean filters for image restoration", **IEEE Trans. ASSP**, August 1988, vol.36, no. 8, pp. 1326-1337.

**[ROB-65]**

**ROBERTS (L.G.)**, "Machine perception of three dimensionnal solids", **Optical and Electro-optical Information processing**, **MIT Press**, 1965, J.T. Tippet & All. pp 159-197.

**[ROS-74]**

**ROSENFELD (A.)**, "Digital straight line segments", **IEEE Trans. on Computers**, 1974, Vol. 23-12, pp. 1264-1269.

**[SAND-91]**

**SANDERS (J.Z.)**, **PETTERSON (A.A.)**, **HUGHES (P.J.)**, **CONNEL (C.R.)**, **RAFF (M.)**, **MENCHEN (S.)**, **HOOD (L.E.)**, **TEPLOW (D.B.)**, "Imaging as a tool for improving length and accuracy of sequence analysis in automated fluorescence-based DNA sequencing", **Electrophoresis**, 1991, Vol. 12, pp. 3-11.

**[SANG-77]**

**SANGER (F.)**, **NICKLENS (S.)**, **COULSON (A.R.)**, "DNA sequencing with chain-terminating inhibitors", **Proc. Natl. Acad. Sci. USA**, 1977, No.74(12), pp. 5463-5467.

**[TRU-93]**

**TRUBUIL (A.)**, "Analysis of one-dimensional electrophoregrams" **CABIOS**, 1993, Vol. 9, no.4, pp. 451-458.

**[VIL-91]**

**VILA (J.L.)**, "Méthodes adaptatives de traitement et d'analyse d'images : Application aux autoradiographies de gel de séquence d'A.D.N.", **Rapport Région-Rhône Alpes**, Juin 1991.

**[VIL-93a]**

**VILA (J.L.)**, “Méthodes adaptatives de traitement et d’analyse d’images: Modélisation statistiques et évaluations de performance”, **Rapport interne LAMII**, Janvier 1993, RAP 93.01.

**[VIL-93b]**

**VILA (J.L.)**, **BOLON (Ph.)**, “Filtrage d’ordre adaptatif pour le pretraitement d’images naturelles”, **Actes du 14<sup>ième</sup> colloque GRETSI**, 1993, Juan-les-pins, France, pp. 563-566.

**[VIL-93c]**

**VILA (J.L.)**, “Modélisation d’un plateau pour les traitements statistiques d’images-Extension à la marche”, **Rapport interne LAMII**, Juillet 1993, RAP 93-03

**[VIL-94a]**

**VILA (J.L.)**, “Analyse de séquences d’A.D.N.: segmentation en canaux et filtrage directionnel pondéré”, **Rapport interne LAMII**, Mai 1994, RAP 94-02

**[VIL-94b]**

**VILA (J.L.)**, **BOLON (Ph.)**, “Directional adaptive image filtering: application to DNA sequence analysis”, **Proceedings of IEEE/ICIP 94** Austin, U.S.A., 13-16 Novembre 1994, pp. 382-386.

**[WAT-53]**

**WATSON (J.D.)**, **CRICK (F.H.C.)**, “A structure for desoxyribose nucleic acids”, **Nature**, 1953, No. 171, pp. 88-97.

**[ZAD-71]**

**ZADEH (L.A.)**, “Quantitative fuzzy semantics”, **Information Sciences**, Vol. 3, 1971, pp. 159-176

**[ZAM-92a]**

**ZAMPERONI (P.)**, “An automatic low-level segmentation procedure for remote sensing images”, **Multidimensional Systems and Signal Processing** 1992, Vol. 3, pp. 29-44.

**[ZAM-92b]**

**ZAMPERONI (P.)**, “Adaptive rank-order filters for image processing based on local anisotropy measures”, **Digital Signal Processing**, 1992, Vol.2, 1992, pp. 174-182.

**[ZAM-93]**

**ZAMPERONI (P.)**, “An adaptive rank-order filter for image enhancement depending on a measure of the local spatial order”, **Actes du 14<sup>ième</sup> colloque GRETSI**, 1993, Juan-les-pins, France, pp. 543-546.

**[ZEB-88]**

**ZEBOUDJ (R.)**, “Filtrage, seuillage automatique, contraste et contours : du pré-traitement à l’analyse d’image”, **Thèse de l’Université de Saint-Etienne**, Avril 1988.